

Aus der Poliklinik für Zahnerhaltung und Parodontologie
Klinikum der Ludwig-Maximilians-Universität München



Automatisierte Kategorisierung von Seitenzahnrestaurationen mit Hilfe von künstlicher Intelligenz

Dissertation

zum Erwerb des Doktorgrades der Zahnmedizin

an der Medizinischen Fakultät der

Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von

Paula Engels

aus

Köln

Jahr

2023

Mit Genehmigung der Medizinischen Fakultät der
Ludwig-Maximilians-Universität zu München

Erster Gutachter: *Prof. Dr. med. dent. Jan Kühnisch*

Zweiter Gutachter: Priv. Doz. Dr. Katharina Bücher

Dritter Gutachter: Prof. Dr. Michael Ingrisch

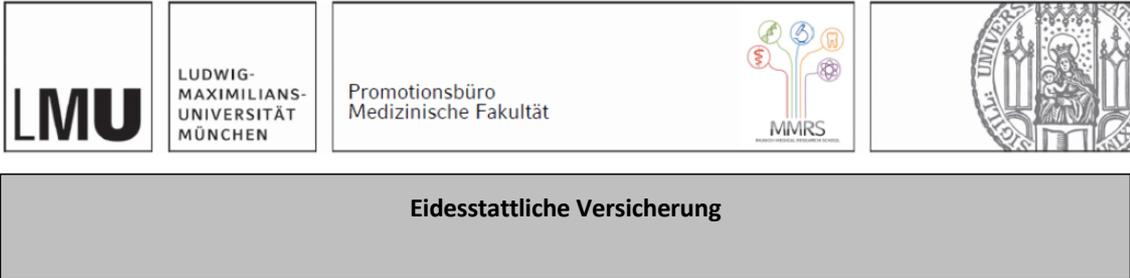
ggf. weitere Gutachter:

Mitbetreuung durch den
promovierten Mitarbeiter:

Dekan: Prof. Dr. med. Thomas Gudermann

Tag der mündlichen Prüfung: 25.01.2023

Affidavit



Eidesstattliche Versicherung

Engels, Paula

Name, Vorname

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Dissertation mit dem Titel

„Automatisierte Erkennung und Kategorisierung von Seitenzahlrestorationen mit Hilfe von künstlicher Intelligenz“

selbständig verfasst, mich außer der angegebenen keiner weiteren Hilfsmittel bedient und alle Erkenntnisse, die aus dem Schrifttum ganz oder annähernd übernommen sind, als solche kenntlich gemacht und nach ihrer Herkunft unter Bezeichnung der Fundstelle einzeln nachgewiesen habe.

Ich erkläre des Weiteren, dass die hier vorgelegte Dissertation nicht in gleicher oder in ähnlicher Form bei einer anderen Stelle zur Erlangung eines akademischen Grades eingereicht wurde.

Köln, 16.02.2023

Ort, Datum

Paula Engels

Unterschrift Doktorandin bzw. Doktorand

Inhaltsverzeichnis

Affidavit	3
Inhaltsverzeichnis	4
Publikationsliste	5
1. Ihr Beitrag zur Veröffentlichung	6
2. Einleitung	7
3. Ziel des Projektes	9
4. Material und Methodik	10
5. Ergebnisse	11
6. Zusammenfassung	12
7. Abstract (English)	14
8. Paper I	15
9. Literaturverzeichnis	16
Danksagung	20

Publikationsliste

Engels P, Meyer O, Schönewolf J, Schlickerieder A, Hickel R, Hesenius M, Gruhn V, Kühnisch J. Automated detection of posterior restorations in permanent teeth using artificial intelligence on intraoral photographs. *J. Dent.* 2022 Apr 5; 121:104124. doi:10.1016/j.jdent.2022.104124.

Schönewolf J, Meyer O, Engels P, Schlickerieder A, Hickel R, Gruhn V, Hesenius M, Kühnisch J. Artificial intelligence-based diagnostics of molar-incisor-hypomineralization (MIH) on intraoral photographs. *Clin Oral Investig.* 2022 Sep;26(9):5923-5930. doi: 10.1007/s00784-022-04552-4.

Schlickerieder A, Meyer O, Schönewolf J, Engels P, Hickel R, Gruhn V, Hesenius M, Kühnisch J. Automatized Detection and Categorization of Fissure Sealants from Intraoral Digital Photographs Using Artificial Intelligence. *Diagnostics (Basel).* 2021 Sep 3;11(9):1608. doi: 10.3390/diagnostics11091608.

1. Ihr Beitrag zur Veröffentlichung

Im Rahmen des Dissertation- und Publikationsprojekts waren die nachfolgenden Arbeitsschritte notwendig. Ebenso können die Anteile, die mir und den verschiedenen Projektpartnern zuteil waren, abgelesen werden.

	Paula Engels	Prof. Dr. Jan Kühnisch	Co-Autoren
Ethikantrag	-	100%	-
Literaturrecherche	100 %	-	-
Publikation "Automated detection of posterior restorations in permanent teeth using artificial intelligence on intraoral photographs"			
Projektidee	50 %	50 %	-
<i>Schritt 1: Training und Kalibrierung der Arbeitsgruppe</i>	50 %	50 %	
<i>Schritt 2: Bildselektion</i>	100 %	-	-
<i>Schritt 3: Bildauswertung und -bearbeitung</i>	100 %	-	-
<i>Schritt 4: Einteilung anhand des Klassifizierungssystems</i>	80 %	-	10% A. Schlickerieder; 10% J. Schönewolf
<i>Schritt 5: Programmierung der KI und Datenanalyse</i>	-	-	Projektpartner an der Universität Duisburg-Essen
<i>Schritt 6: Datenselektion und grafische Aufarbeitung</i>	90 %	10 %	-
<i>Schritt 7: Erstellen und Einreichen des Manuskripts</i>	80 %	10 %	10 % Co-Autoren
<i>Schritt 8: Verfassen der kumulativen Dissertation</i>	100 %	-	-

2. Einleitung

Digitale Technologien beschleunigen den Fortschritt und schaffen in der Medizin neue Diagnostik- und Therapiemöglichkeiten. In den zahnmedizinischen Fachbereichen hat die Digitalisierung mehrheitlich im Bereich der Bildgebungsverfahren zu Verbesserungen geführt. Stellvertretend seien an dieser Stelle die digitale Volumentomografie als dreidimensionales, röntgenologisches Bildgebungsverfahren (Schulze et al., 2013) sowie digitale Abformungen von Zähnen oder Gesicht mit Hilfe von dreidimensionalen Scannern erwähnt (Bohner et al., 2019; Kustrzycka et al., 2020; Awarun et al., 2019).

Die genannten Verfahren heben sich durch eine verbesserte Präzision und gute klinische Handhabung hervor. Einige Systeme, wie computer-aided design und computer-aided manufacturing (CAD/CAM), gehen einen Schritt weiter und inkludieren den Prozess der digitalen Fertigung (Chiu et al., 2020). Die damit einhergehende steigende Genauigkeit sowie das verbesserte Daten- und Prozessmanagement bringen den digitalisierten Fortschritt in der Zahnmedizin erheblich voran. Das in den letzten Jahrzehnten meistgenutzte Verfahren zur Erkennung von zahnmedizinischen Pathologien ist die röntgenologische Bildgebung. Diese stellt einen unverzichtbaren Teil der diagnostischen Kette in der Zahnmedizin dar (Rugani und Jakse, 2010), um die klinische Diagnostik indikationsgerecht zu ergänzen. Demgegenüber ist die Bedeutung des klinischen Fotos in der zahnärztlichen Informationsgewinnung bislang unterschätzt bzw. wenig genutzt. Zudem bietet die digitale Befunddokumentation mit Hilfe von intraoralen Fotografien vielfältige Möglichkeiten. Der Einsatz in der zahnärztlichen Praxis wäre einfach und würde ein objektives Monitoring von unterschiedlichen Befunden ermöglichen, was sowohl für die Behandelnden als auch für Patienten Vorteile mit sich bringen könnte (Kalpana et al., 2018). Aber auch die Anwendung der künstlichen Intelligenz (KI) dürfte in der Zahnmedizin immer mehr an Bedeutung gewinnen. Grundlage hierfür ist das Programmieren von Maschinen bzw. Computern, welche anschließend in der Lage sind, menschliche Aufgaben auszuführen. Das Prinzip des maschinellen Lernens basiert auf Erlernen inhärenter statischer Muster in Daten, um schließlich Vorhersagen für ungesehene Daten zu treffen. Um komplexere Daten auf Bildern zu erlernen, wird die Deep-Learning-Technik angewandt. Sie basiert auf mehrschichtigen, mathematischen Operationen. Mithilfe der KI wird es in Zukunft möglich sein, die Versorgung zu rationalisieren, zahnärztliches Personal von mühsamen Routineaufgaben zu entlasten und eine personalisierte, prädikative, präventive und partizipative Zahnmedizin zu erreichen (Schwendicke et al., 2020). Zwar gibt es noch

keinen Einzug in die zahnärztliche Routinepraxis, aber erste Studien zeigten vielversprechende Erfolge. Insbesondere wurden in den letzten Jahren etliche Studien zur KI-assistierten zahnärztlichen Diagnostik an röntgenologischen Bildern veröffentlicht. In diesem Zusammenhang wurde gezeigt, dass Deep Learning mit sogenannten faltungsneuronalen Netzen (Convolutional Neural Networks, CNNs) in der Lage war, zahnmedizinische Pathologien oder vorangegangene zahnmedizinische Behandlungen auf allen röntgenologischen Bildgebungsverfahren zu erkennen. Beispielsweise erzielten Cantu et al. (2020), Bayraktar und Ayan (2021), Mao et al. (2021), Moran et al. (2021) oder Lee et al. (2021) hohe Genauigkeiten bei der Auswertung von Karies an Bissflügel-Röntgenaufnahmen. Auch an apikalen Zahnfilmaufnahmen wurden Informationen bereits automatisiert gewonnen. Hier gelang es, kariöse Frühstadien (Lee et al., 2018a) oder profunde kariöse Läsionen sicher zu erkennen (Zheng et al., 2021). Ebenso wurde im Fachbereich der Parodontologie begonnen, KI-basierte Algorithmen zu nutzen, um parodontal gefährdete Zähne (Lee et al., 2018b) oder einen parodontalen Knochenverlust an apikalen Röntgenbildern zu identifizieren (Krois et al., 2019). Der KI-Einsatz an apikalen Zahnfilmen in der Implantologie war gleichermaßen Gegenstand aktueller Forschungsarbeiten. Die Studie von Cha et al. (2021) zeigte die erfolgreiche Bestimmung des periimplantären marginalen Knochenniveaus durch CNN. Anhand von Orthopantomogrammen war es möglich, die Erkennung und Nummerierung von Zähnen (Bilgir et al., 2021), Klassifizierung von Karies an den dritten Molaren (Vinayahalingam et al., 2021) und die Diagnose und Kategorisierung von Restaurationen (Abdalla-Aslan et al., 2020) zu ermitteln. In jüngster Zeit wurden auch klinische Fotografien von Zähnen, die als das maschinenlesbare Äquivalent zur visuellen Untersuchung betrachtet werden können, initiiert. Kühnisch et al. (2021) und Askar et al. (2021) zeigten anhand ihrer Studien, dass die KI-Anwendung bei der Karieserkennung und Kategorisierung gute Erfolge verzeichnen kann. Gleiches gilt für die Biofilm-Erkennung (You et al., 2020). Die Identifizierung und Beurteilung von Dentalfotos von Fissurenversiegelungen (Schlickerieder et al., 2021) und MIH-geschädigten Zähnen (Schönewolf et al., 2022) zeigte durch KI-Einsatz eine Vielzahl an korrekt kategorisierten Bildern und somit eine zufriedenstellend diagnostische Genauigkeit.

Mit Blick auf die Bedeutung der visuellen Untersuchung in der täglichen zahnärztlichen Praxis wurde die Notwendigkeit deutlich, weitere typische Zahnmerkmale automatisiert erkennen zu müssen. Daher war es das Ziel des vorliegenden Dissertationsprojektes, direkte und indirekte zahnärztliche Restaurationen mit Hilfe der KI zu identifizieren.

3. Ziel des Projektes

Das primäre Ziel des vorliegenden Dissertationsprojektes bestand darin, die Voraussetzungen für die Entwicklung eines KI-basierten Algorithmus für die automatisierte Erkennung von Seitenzahnrestorationen zu schaffen. Dazu war es erforderlich, das vorhandene Bildmaterial zu annotieren. Anschließend wurde der KI-basierte Algorithmus darauf trainiert, Komposit-, Zement-, Amalgam-, Gold- und Keramikrestorationen auf klinischen Fotos automatisiert zu erkennen.

Der Fokus des zweiten Studienzieles lag darin, die diagnostische Genauigkeit des entwickelten KI-Algorithmus im Vergleich zu dem erstellten Experten- bzw. Referenzstandard zu determinieren.

4. Material und Methodik

Das Studiendesign war wie folgt aufgebaut. Im ersten Arbeitsschritt wurde ein Bildersatz aus intraoralen, anonymisierten Fotos von Einzelzähnen zusammengestellt. Um ausschließlich qualitativ hochwertige klinische Bilder zu erhalten, wurden alle Fotos, die nicht den Standards entsprachen, exkludiert. Darunter fielen unscharf gestellte, über- oder unterbelichtete oder mit Speichel verunreinigte Fotografien von Zähnen. Darüber hinaus wurden alle klinischen Bilder ausgeschlossen, auf denen Fissurenversiegelungen, kariöse Läsionen oder entwicklungsbedingten Mineralisationsstörungen, z.B. Molaren-Inzisiven-Hypomineralisationen, diagnostiziert wurden. Die 1.761 systematisch ausgewählten intraoralen Fotografien der Seitenzähne wurden anschließend diagnostisch beurteilt und in Abhängigkeit von dem vorhandenen Restaurationstyp einer der sechs nachstehenden Kategorien zugeordnet: nicht restaurierte Zahnfläche, Kompositfüllung, Zementrestauration, Amalgamfüllung, Goldrestauration und Keramikrestauration. Zur Sicherstellung einer korrekten Befundung wurden alle Diagnosen innerhalb der Arbeitsgruppe überprüft und diese anschließend nochmals und unabhängig vom Studienleiter kontrolliert und ggf. korrigiert. Diese Diagnostikentscheidung diente als Referenzstandard für jedes Bild und stellte die Grundlage für das zyklische Training des CNN dar. Die Intra- und Inter-Untersucher-Reproduzierbarkeit aller vier beteiligten Zahnärzte lag bei Kappa-Werten von 0,908 bis 1,000 (Intra) und 0,842 bis 0,946 (Inter). Als Grundlage für die kontinuierliche Anpassung des CNN zur Erkennung und Kategorisierung von Restaurationen wurde das vorprogrammierte Netzwerk ResNeXt-101-32x8d verwendet. Das CNN wurde mit Backpropagation trainiert, um den Gradienten für das Lernen zu bestimmen. Dazu war es erforderlich, den Bildersatz von insgesamt 1.761 klinischen Fotografien (483 von unrestaurierten Zähnen, 570 von Komposit-Restaurationen, 213 von Zementen, 278 von Amalgam-Restaurationen, 125 von Gold-Restaurationen und 92 von Keramik-Restaurationen) in ein Trainings-Set (N=1.407) und ein unabhängiges Test-Set (N=354) zu unterteilen. Der letztgenannte Trainingsdatensatz wurde ausschließlich für die Beurteilung der diagnostischen Güte herangezogen und nicht zum Erlernen des KI-Algorithmus genutzt.

Die Überprüfung der diagnostischen Performance erfolgte mit Hilfe der typischen diagnostischen Kategorien ‚true positive‘, ‚false positive‘, ‚true negative‘ und ‚false negative‘. Die weiterführende statistische Analyse umfasste die Berechnung von Kontingenztabellen, Flächen unter der Receiver Operating Characteristic Curve (AUCs) und Saliency Maps.

5. Ergebnisse

Die Erkennung der Seitenzahnrestorationen mit Hilfe von Deep-Learning-basierter CNN war mit einer diagnostischen Genauigkeit von über 90 Prozent erfolgreich. Hierbei schwankte die korrekte Beurteilung der diagnostischen Leistung der CNN abhängig von der Materialgruppe zwischen 92,9 und 99,4 Prozent. Klinische Fotografien von Gold- und Amalgamrestorationen erreichten mit 99,4 und 99,2 Prozent die höchste Übereinstimmung. Zement- und Keramikrestorationen fielen mit ihren Ergebnissen geringfügig darunter und konnten mit einer Genauigkeit von 98,3 und 97,8 Prozent erkannt werden. Die niedrigsten Güteparameter lagen für die Erkennung von nicht restaurierten Zähnen mit 94,9 Prozent und Kompositfüllung mit 92,9 Prozent vor.

Des Weiteren lag der AUC-Wert in nahezu allen Materialgruppen bei einem Wert von annähernd 1.000. Diese Übereinstimmung führte dazu, dass keine Unterschiede zwischen den einzelnen ROC-Kurven feststellbar waren.

6. Zusammenfassung

Das Ziel der folgenden Studie, einen KI-Algorithmus für die automatische Kategorisierung und Erkennung von Seitenzahnrestorationen zu entwickeln, wurde erfolgreich abgeschlossen. Die korrekte Differenzierung und Erkennung von Seitenzahnrestorationen auf klinischen Fotografien erfolgte mit einem Durchschnittswert von 97,1 Prozent. In Ermangelung vergleichbarer Studien über Restaurationserkennung mit Hilfe von KI war es nur möglich, Vergleiche zu anderen wissenschaftlichen Studien zu ziehen, in denen klinische Fotos zur Erkennung und Kategorisierung anderer Zahnbefunde verwendet wurden.

Kühnisch et al. (2022) erzielten mit einer Studie über Karieserkennung an intraoralen Bildern mit Hilfe der KI eine diagnostische Genauigkeit von 85,7 Prozent. In weiteren kürzlich veröffentlichten Studien zur Erkennung von Form- und Strukturanomalien an Fotografien gelang es Ragodos et al. (2022), die KI dahingehend zu trainieren, Anomalien zu identifizieren und zwischen zehn Anomalien zu kategorisieren. Die diagnostischen Genauigkeiten der Studie lagen zwischen 68,3 und 87,2 Prozent. Die Studie von Schönewolf et al. (2022), welche sich mit der Strukturanomalie MIH auseinandersetzte, erzielte eine Gesamtdiagnosegenauigkeit von 95,2 Prozent. Ähnliche Ergebnisse wurden bei der Erkennung von Fissurenversiegelungen gewonnen. Die Studie von Schlickerieder et al. (2021) zeigte eine gesamtdiagnostische Genauigkeit von 91,0 Prozent bei der Kategorisierung von intakten, unzureichenden, ungenügenden und nicht vorhandenen Fissurenversiegelungen. Ebenso wies die Studie von You et al. (2020), welche sich mit der Plaque-Erkennung an klinischen Fotos beschäftigte, Erfolge auf. Mit einer Genauigkeit von 72,6 Prozent diagnostizierte die KI-Zahnbeläge auf Milchzähnen korrekt.

Fasst man die Ergebnisse dieser Studien zusammen, lässt sich zu dem Schluss kommen, dass es derzeit möglich ist, KI-Algorithmen so zu trainieren, dass sie eine zufriedenstellende Präzision erreichen. Bei dem Ziel, die diagnostische Leistung auf nahezu 100 Prozent zu steigern, müssen aber die folgenden Aspekte berücksichtigt werden. Wie in der Literatur beschrieben, ist es elementar, einen umfangreichen Bilddatensatz mit häufigen und seltenen pathologischen Befunden einzubeziehen. Die Anzahl der in der vorliegenden Studie untersuchten klinischen Fotos stellt somit eine akzeptable Grundlage für das KI-Training dar und sollte in Zukunft möglichst vergrößert werden. Aufbauend auf diesem KI-Projekt wäre ein möglicher nächster Schritt die Programmierung von Algorithmen, welche nicht ausschließlich Einzelzahnkronen, sondern auch Brücken

und Prothesen erkennen und klassifizieren können. Berücksichtigt man hier die jüngsten Trends in der Medizin und Zahnmedizin, die auch auf eine Automatisierung der zahnmedizinischen Diagnostik abzielen (Schwendicke et al. 2020; Grischke et al. 2020; Khanagar et al. 2020), könnte die KI in naher Zukunft dazu beitragen, bildliche Befunde automatisiert zu erkennen.

Aktuell befinden sich bereits vereinzelt KI-assistierte Auswertungssysteme in der Anwendung. Schwendicke et al. (2022) stellten eine Software-Anwendung vor, welche sowohl vorhergegangene zahnmedizinische Behandlungen, als auch Pathologien auf Panorama-Röntgenbildern visualisieren kann. Ein zukünftiges Ziel wäre es, aufbauend auf Studien an klinischen Bildern einen KI-Algorithmus zu entwickeln, welcher Fotografien von Zähnen eigenständig beurteilen kann und somit die zahnärztliche Diagnostik der Zahnärztin oder des Zahnarztes unterstützt.

7. Abstract (English)

An automated detection and categorization of posterior restoration using CNN could increase the efficiency in dental practice and create a good foundation for further research. The main objective of the present dissertation project was to establish the prerequisites for the development of an AI-based algorithm for the automated detection of posterior restorations and, furthermore, to determine the diagnostic accuracy of the developed AI-algorithm in comparison to the created expert or reference standard. The image set of a total 1,761 clinical photographs was divided into a training set (N=1,407) and an independent test set (N=354). The expert diagnoses served as a reference standard for cyclic training and repeated evaluation of the CNN (ResNeXt-101-32x8d), which was trained by using image augmentation and transfer learning. Further statistical analysis included the calculation of contingency tables, areas under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUCs) and saliency maps. After completion of the training, the CNN was able to correctly differentiate and recognize posterior restorations on clinical photographs with an average value of 97.1 percent. Therefore, it can be stated that the aim to develop an AI-algorithm for automatic categorization and recognition of posterior restorations was successfully completed. Dental diagnostics might be supported by artificial intelligence-based algorithms in the future. To develop an applied AI-assisted evaluation system on clinical images, further research in practicability needs to be done.

8. Paper I

Engels P, Meyer O, Schönewolf J, Schlickerieder A, Hickel R, Hesenius M, Gruhn V, Kühnisch J. Automated detection of posterior restorations in permanent teeth using artificial intelligence on intraoral photographs. *J. Dent.* 2022 Apr 5; 121:104124. doi:10.1016/j.jdent.2022.104124.

9. Literaturverzeichnis

Abdalla-Aslan, R.; Yeshua, T.; Kabla, D.; Leichter, I.; Nadler, C. (2020). An artificial intelligence system using machine-learning for automatic detection and classification of dental restorations in panoramic radiography. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 130(5), 593–602.

Askar, H.; Krois, J.; Rohrer, C.; Mertens, S.; Elhennawy, K.; Ottolenghi, L.; Mazur, M.; Paris, S.; Schwendicke, F. (2021). Detecting white spot lesions on dental photography using deep learning: A pilot study. *Journal of dentistry*, 107, 103615.

Awarun, B.; Blok, J.; Pauwels, R.; Politis, C.; Jacobs, R. (2019). Three-dimensional imaging methods to quantify soft and hard tissues change after cleft-related treatment during growth in patients with cleft lip and/or cleft palate: a systematic review. *Dento maxillo facial radiology*, 48(2), 20180084.

Bayraktar, Y.; Ayan, E. (2022). Diagnosis of interproximal caries lesions with deep convolutional neural network in digital bitewing radiographs. *Clinical oral investigations*, 26(1), 623–632.

Bilgir, E.; Bayrakdar, İ. Ş.; Çelik, Ö.; Orhan, K.; Akkoca, F.; Sağlam, H.; Odabaş, A.; Aslan, A. F.; Ozcetin, C.; Killı, M.; Rozylo-Kalinowska, I. (2021). An artificial intelligence approach to automatic tooth detection and numbering in panoramic radiographs. *BMC medical imaging*, 21(1), 124.

Bohner, L.; Gamba, D. D.; Hanisch, M.; Marcio, B. S.; Tortamano Neto, P.; Laganá, D. C.; Sesma, N. (2019). Accuracy of digital technologies for the scanning of facial, skeletal, and intraoral tissues: A systematic review. *The Journal of prosthetic dentistry*, 121(2), 246–251.

Cantu, A. G.; Gehrung, S.; Krois, J.; Chaurasia, A.; Rossi, J. G.; Gaudin, R.; Elhennawy, K.; Schwendicke, F. (2020). Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning. *Journal of dentistry*, 100, 103425.

Cha, J. Y.; Yoon, H. I.; Yeo, I. S.; Huh, K. H.; Han, J. S. (2021). Peri-Implant Bone Loss Measurement Using a Region-Based Convolutional Neural Network on Dental Periapical Radiographs. *Journal of clinical medicine*, 10(5), 1009.

Chiu, A.; Chen, Y. W.; Hayashi, J.; Sadr, A. (2020). Accuracy of CAD/CAM Digital Impressions with Different Intraoral Scanner Parameters. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 20(4), 1157.

- Grischke, J.; Johannsmeier, L.; Eich, L.; Griga, L.; Haddadin, S. (2020). Dentronics: Towards robotics and artificial intelligence in dentistry. *Dental materials: official publication of the Academy of Dental Materials*, 36(6), 765–778.
- Kalpana, D.; Rao, S. J.; Joseph, J. K.; Kurapati, S. (2018). Digital dental photography. *Indian journal of dental research: official publication of Indian Society for Dental Research*, 29(4), 507–512.
- Khanagar, S. B.; Al-Ehaideb, A.; Maganur, P. C.; Vishwanathaiah, S.; Patil, S.; Baeshen, H. A.; Sarode, S. C.; Bhandi, S. (2021). Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry - A systematic review. *Journal of dental sciences*, 16(1), 508–522.
- Krois, J.; Ekert, T.; Meinhold, L.; Golla, T.; Kharbot, B.; Wittemeier, A.; Dörfer, C.; Schwendicke, F. (2019). Deep Learning for the Radiographic Detection of Periodontal Bone Loss. *Scientific reports*, 9(1), 8495.
- Kühnisch, J.; Meyer, O.; Hesenius, M.; Hickel, R.; Gruhn, V. (2022). Caries Detection on Intraoral Images Using Artificial Intelligence. *Journal of dental research*, 101(2), 158–165.
- Kustrzycka, D.; Marschang, T.; Mikulewicz, M.; Grzebieluch, W. (2020). Comparison of the Accuracy of 3D Images Obtained from Different Types of Scanners: A Systematic Review. *Journal of healthcare engineering*, 2020, 8854204.
- Lee, J. H.; Kim, D. H.; Jeong, S. N.; Choi, S. H. (2018a). Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *Journal of dentistry*, 77, 106–111.
- Lee, J. H.; Kim, D. H.; Jeong, S. N.; Choi, S. H. (2018). Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *Journal of dentistry*, 77, 106–111.
- Lee, S.; Oh, S. I.; Jo, J.; Kang, S.; Shin, Y.; Park, J. W. (2021). Deep learning for early dental caries detection in bitewing radiographs. *Scientific reports*, 11(1), 16807.
- Liu, P. R.; Essig, M. E. (2008). Panorama of dental CAD/CAM restorative systems. *Compendium of continuing education in dentistry (Jamesburg, N.J. : 1995)*, 29(8), .
- Mao, Y. C.; Chen, T. Y.; Chou, H. S.; Lin, S. Y.; Liu, S. Y.; Chen, Y. A.; Liu, Y. L.; Chen, C. A.; Huang, Y. C.; Chen, S. L.; Li, C. W.; Abu, P.; Chiang, W. Y. (2021). Caries and Restoration Detection Using Bitewing Film Based on Transfer Learning with CNNs. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(13), 4613.

- Moran, M.; Faria, M.; Giraldi, G.; Bastos, L.; Oliveira, L.; Conci, A. (2021). Classification of Approximal Caries in Bitewing Radiographs Using Convolutional Neural Networks. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(15), 5192.
- Ragodos, R.; Wang, T.; Padilla, C.; Hecht, J. T.; Poletta, F. A.; Orioli, I. M.; Buxó, C. J.; Butali, A.; Valencia-Ramirez, C.; Restrepo Muñeton, C.; Wehby, G. L.; Weinberg, S. M.; Marazita, M. L.; Moreno Uribe, L. M.; Howe, B. J. (2022). Dental anomaly detection using intraoral photos via deep learning. *Scientific reports*, 12(1), 11577.
- Rugani, R; Jakse, N, (2010). Der aktuelle Stand der Röntgendiagnostik in der Zahnmedizin – Teil 3. ZMK. [online] https://www.zmk-aktuell.de/fachgebiete/allgemeine-zahnheilkunde/story/der-aktuelle-stand-der-roentgendiagnostik-in-der-zahnmedizin--teil-3_3919.html [abgerufen am 16.07.2022].
- Schlickenrieder, A.; Meyer, O.; Schönewolf, J.; Engels, P.; Hickel, R.; Gruhn, V.; Hesenius, M.; Kühnisch, J. (2021). Automated Detection and Categorization of Fissure Sealants from Intraoral Digital Photographs Using Artificial Intelligence. *Diagnostics (Basel, Switzerland)*, 11(9), 1608.
- Schönewolf, J.; Meyer, O.; Engels, P.; Schlickenrieder, A.; Hickel, R.; Gruhn, V.; Hesenius, M.; Kühnisch, J. (2022). Artificial intelligence-based diagnostics of molar-incisor-hypomineralization (MIH) on intraoral photographs. *Clinical oral investigations*, 10.1007/s00784-022-04552-4. Advance online publication.
- Schulze, R.; Deppe, H.; Betz, W.; Maager, B.; Beuer, F.; Ritter, L.; Bargholz, C.; Ahlers, O.; Terheyden, H.; Hirsch, C.; Braumann, B.; Hirschfelder, U.; Haßfeld, S.; Eickholz, P.; Edelhoff, D.; Jacker-Guhr, S.; Beck, J.; Appel, T. (2013). s2k-Leitlinie Dentale Digitale Volumetomographie, dgzmk, [online] <https://www.dgzmk.de/dentale-digitale-volumetomographie-s2k-> [abgerufen am 20.08.2022].
- Schwendicke, F.; Samek, W.; Krois, J. (2020). Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges. *Journal of dental research*, 99(7), 769–774.
- Vinayahalingam, S.; Kempers, S.; Limon, L.; Deibel, D.; Maal, T.; Hanisch, M.; Bergé, S.; Xi, T. (2021). Classification of caries in third molars on panoramic radiographs using deep learning. *Scientific reports*, 11(1), 12609.
- You, W.; Hao, A.; Li, S.; Wang, Y.; Xia, B. (2020). Deep learning-based dental plaque detection on primary teeth: a comparison with clinical assessments. *BMC oral health*, 20(1), 141.
- Zheng, L.; Wang, H.; Mei, L.; Chen, Q.; Zhang, Y.; Zhang, H. (2021). Artificial intelligence in digital cariology: a new tool for the diagnosis of deep caries and

pulpitis using convolutional neural networks. *Annals of translational medicine*, 9(9), 763.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich meinen besonderen Dank nachstehenden Personen entgegenbringen, ohne die diese Promotionsschrift nicht zustande gekommen wäre:

Mein Dank gilt zunächst meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr. Kühnisch, der mir die Möglichkeit gegeben hat, diese Arbeit unter seiner Leitung durchzuführen. Für seine stete Hilfsbereitschaft, Geduld und die ausgesprochen angenehme Arbeitsatmosphäre möchte ich mich herzlich bedanken.

Ferner danke ich meinen beiden Kommilitoninnen, Promotionskolleginnen und Freundinnen Anne Schlickerrieder und Jule Schönewolf. Sie waren mir während unseres gemeinsamen Studiums in Litauen und auch in den beiden Jahren dieser Dissertationsarbeit wichtiger fachlicher und moralischer Beistand.

Mein ganz besonderer Dank gilt meinen lieben Eltern, die mir meinen bisherigen Lebensweg ermöglicht haben und denen ich diese Arbeit widme.

An alle, die mich unterstützt haben...