

Aus der
Poliklinik für Zahnerhaltung und Parodontologie
Klinikum der Ludwig-Maximilians-Universität München
Direktor: Prof. Dr. med. dent. Falk Schwendicke



**Externe Validierung eines KI-gestützten Modells
zur Erkennung und Klassifizierung der
Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation**

Dissertation
zum Erwerb des Doktorgrades der Zahnmedizin
an der Medizinischen Fakultät der
Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von
Julia Neumayr

aus
München

Jahr
2025

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

Erstes Gutachten: PD Dr. Andreas Keßler
Zweites Gutachten: Prof. Dr. Roswitha Heinrich-Weltzien
Drittes Gutachten: PD Dr. Hisham Sabbagh

Dekan: Prof. Dr. med. Thomas Gudermann

Tag der mündlichen Prüfung: 05. November 2025



Erklärung zur Übereinstimmung der gebundenen Ausgabe der Dissertation mit der elektronischen Fassung

Neumayr, Julia

Name, Vorname

Hiermit erkläre ich, dass die elektronische Version der eingereichten Dissertation mit dem Titel:

Externe Validierung eines KI-gestützten Modells zur Erkennung und Klassifizierung der Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation

in Inhalt und Formatierung mit den gedruckten und gebundenen Exemplaren übereinstimmt.

München, 06.11.2025

Ort, Datum

Julia Neumayr

Unterschrift Julia Neumayr

Affidavit



Promotionsbüro
Medizinische Fakultät



Eidesstattliche Versicherung

Neumayr, Julia

Name, Vorname

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

„Externe Validierung eines KI-gestützten Modells zur Erkennung und Klassifizierung der Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation“

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.

München, 06.11.2025

Ort, Datum

Julia Neumayr

Unterschrift Doktorandin bzw. Doktorand

Inhaltsverzeichnis

Übereinstimmungserklärung.....	3
Affidavit	4
Inhaltsverzeichnis	5
Abkürzungsverzeichnis	6
Publikationsliste	7
1. Beitrag zur Veröffentlichung	8
2. Einleitung	9
2.1 Hintergrund	9
2.1.1 Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation... ..	9
2.1.2 Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation - Diagnostik und Klassifikationen	9
2.1.3 Künstliche Intelligenz in der Diagnostik von Molaren-Inzisiven- Hypomineralisation	9
2.2 Fragestellung und Hypothese	10
3. Material und Methode	11
3.1 Studiendesign.....	11
3.2 Datensatz	11
3.3 Referenzstandard	11
3.4 Testmethode	12
3.5 Datenmanagement und statistische Analyse	12
4. Ergebnisse	13
5. Diskussion	14
6. Zusammenfassung.....	16
7. Abstract (English).....	17
8. Veröffentlichung	18
9. Literaturverzeichnis	19
Danksagung	23

Abkürzungsverzeichnis

ACC	Accuracy (dt. Genauigkeit)
AI	Artificial intelligence (dt. künstliche Intelligenz)
AUC	Area under ROC curve (dt. Fläche unter der ROC-Kurve)
CNN	Convolutional Neural Network
EAPD	European Academy of Pediatric Dentistry
FN	False negatives (dt. falsche Negative)
FP	False positives (dt. falsche Positive)
KI	Künstliche Intelligenz
LMU	Ludwig-Maximilians-Universität
MIH	Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation
NPV	Negative predictive value (dt. negativ prädiktiver Wert)
PPV	Positive predictive value (dt. positiv prädiktiver Wert)
ROC	Receiver operating characteristic curve
SE	Sensitivity (dt. Sensitivität)
SP	Specificity (dt. Spezifität)
TN	True negatives (dt. korrekte Negative)
TP	True positives (dt. korrekte Positive)

Publikationsliste

Veröffentlichung mit Erstauterschaft:

Neumayr, J., Frenkel, E., Schwarzmaier, J., Ammar, N., Kessler, A., Schwendicke, F., Kühnisch, J., Dujic, H. (2024). *External validation of an artificial intelligence-based method for the detection and classification of molar incisor hypomineralisation in dental photographs*. Journal of Dentistry, 148, 105228. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2024.105228>

1. Beitrag zur Veröffentlichung

Die folgenden Arbeitsschritte waren im Rahmen des Promotionsprojekts erforderlich und wurden, wie in der nachfolgenden Tabelle aufgelistet, bearbeitet.

Publikation “External validation of an artificial intelligence-based method for the detection and classification of molar incisor hypomineralisation in dental photographs”			
	Julia Neumayr	Prof. Dr. Jan Kühnisch	Co-Autoren
Ethikantrag	-	100 %	-
Projektidee/ Studiendesign	40 %	50 %	10 %
Literaturrecherche	100 %	-	-
Durchführung aller Untersuchungen	70 %	10 %	20 %
Statistische Auswertungen	80 %	10 %	10 %
Dateninterpretation und Auswahl veröffentlichungswürdiger Daten	80 %	10 %	10 %
Manuskript Management bis zur Veröffentlichung	90 %	10 %	-
Verfassen und Einreichen der Dissertation	100 %		

2. Einleitung

2.1 Hintergrund

2.1.1 Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation

Bei der Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation (MIH) handelt es sich um eine systemisch bedingte Mindermineralisation der Zähne, welche zumindest einen von vier ersten, bleibenden Molaren betrifft und auch häufig die Inzisiven mit einbezieht. Die MIH ist durch gut abgrenzbare Hypomineralisationen bzw. Opazitäten im Vergleich zum gesunden Zahnschmelz gekennzeichnet, welche von weiß bis bräunlicher Farbe sein können. Des Weiteren können Hypomineralisationen auch zusätzlich mit Schmelzeinbrüchen vergesellschaftet sein, welche mitunter auch mit einer Dentinexposition einhergehen (Lygidakis et al., 2010, 2022). Insbesondere letztere zeichnen sich durch erhöhte Empfindlichkeiten bzw. Hypersensitivitäten aus (Linner et al., 2021). Zudem ist ein erhöhtes Kariesrisiko beschrieben (Ben Salem et al., 2023; Mazur et al., 2023), welches sich jedoch in Populationen mit einem allgemein niedrigen Kariesrisiko nicht bestätigen ließ (Fresen et al., 2024).

2.1.2 Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation – Diagnostik und Klassifikationen

Die Diagnose von MIH erfolgt heute zumeist anhand der Kriterien der European Academy of Paediatric Dentistry (EAPD), welche initial von Weerheijm et al. (2001, 2003) vorgeschlagen und von Lygidakis et al. (2010, 2022) fortgeschrieben wurden. Dabei werden folgende MIH-Klassen unterschieden: demarkierte Opazität, posteruptiver Schmelzeinbruch, atypische Restauration und Extraktion von Molaren. In der täglichen Praxis ist es herausfordernd MIH korrekt zu diagnostizieren, da die Verwechslung mit anderen Veränderungen der Zahnhartsubstanz leicht möglich ist (Alevizakos et al., 2022).

2.1.3 Künstliche Intelligenz in der Diagnostik von Molaren-Inzisiven-Hypomineralisation

Langfristig kann die Zahnmedizin von der Einführung künstlicher Intelligenz (KI) profitieren, da damit eine Automatisierung der Diagnostik und

möglicherweise auch eine höhere diagnostische Güte ermöglicht wird (Grischke et al., 2020). Es gibt bereits Projekte, bei denen künstliche Intelligenz zur automatisierten Erkennung von Pathologien auf Zahnfotos eingesetzt wurde. (Schwendicke et al., 2019; You et al., 2020; Askar et al., 2021; Li et al., 2021; Schlickerrieder et al., 2021; Takahashi et al., 2021; You et al., 2021; Alevizakos et al., 2022; Engels et al., 2022; Kühnisch et al., 2022; Schönewolf et al., 2022; Felsch et al., 2023). Die Studie von Schönewolf et al. (2022) zeigte erste vielversprechende Ergebnisse in Hinsicht auf die Erkennung von MIH durch KI auf klinischen Zahnfotos. Felsch et al. (2023) entwickelten einen KI-basierten Algorithmus, der u.a. die Erkennung, Klassifizierung und Lokalisierung von MIH ermöglichte, wodurch die Diagnostik von MIH automatisiert und verbessert werden konnte.

2.2 Fragestellung und Hypothese

Das Ziel des vorliegenden Dissertations-Projekts war es, das diagnostische Leistungsvermögen des von Felsch et al. (2023) entwickelten KI-basierten Modells zur Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung von Molar-Inzisiven-Hypomineralisationen anhand eines unabhängigen Bilderpools von intraoralen Zahnfotografien zu validieren. Dieses KI-Modell wurde zuvor von Felsch et al. (2023) intern validiert, jedoch liegen Ergebnisse aus einer externen Validierung bislang nicht vor. In der Studie sollte daher überprüft werden, ob die Leistung des KI-Modells unter der Verwendung eines neuen Datensatzes an Zahnbildern, der nicht für die Entwicklung des Modells benutzt worden war, identische Ergebnisse im Vergleich zur internen Validierung zeigt. Damit sollte die Übertragbarkeit und Verlässlichkeit des Modells betrachtet werden. Vorab wurde dabei die Hypothese aufgestellt, dass die externe Validität identisch zu der zuvor von Felsch et al. (2023) publizierten internen Validität sein würde.

3. Material und Methode

3.1 Studiendesign

Diese ex vivo Diagnostikstudie wurde als Teil des Projekts „Karieserkennung mit künstlicher Intelligenz“ an der Poliklinik für Zahnheilkunde und Parodontologie des Universitätsklinikums der Ludwig-Maximilians-Universität München (LMU) umgesetzt. Das Projekt erhielt die Zustimmung der Ethikkommission der Medizinischen Fakultät der Ludwig-Maximilians-Universität mit der Projektnummer 20-0798 und wurde nach den Empfehlungen des STARD Steering Committee (Bossuyt et al., 2015) berichtet. Zudem wurden die Empfehlungen zur Standardisierung der Planung, Durchführung und Veröffentlichung von zahnmedizinischen Studien unter dem Einsatz von KI-Methoden reflektiert (Schwendicke et al., 2021).

3.2 Datensatz

Zur unabhängigen bzw. externen Validierung des 2023 publizierten KI-basierten Modells von Felsch et al. (2023) wurden klinische Bilder von Zähnen aus frei zugänglichen Internetquellen recherchiert. Die insgesamt 455 Bilder wiesen Zähne mit bzw. ohne MIH-Läsionen auf. Von diesen Bildern zeigten 277 Bilder Zähne mit MIH und 178 Bilder Zähne ohne MIH. Die Größe der Bilder lag zwischen 12kB und 5100kB.

3.3 Referenzstandard

Die Festlegung des Referenzstandards erfolgte innerhalb der Arbeitsgruppe konsensbasiert. Im ersten Schritt wurde auf den Bildern der relevante pathologische Befund detektiert (MIH). Im zweiten Schritt erfolgte die Klassifizierung aller vorhandenen MIH-Läsionen entsprechend den EAPD-Kriterien (Weerheijm et al., 2003; Lygidakis et al., 2022). Waren auf einem Bild mehrere Befunde zu sehen, wurde jede Pathologie einzeln dokumentiert. Die Bildqualität wurde subjektiv als „gut“ oder „akzeptabel“ bewertet. Bei unterschiedlichen Meinungen wurden die jeweilige Zahnaufnahme so lange innerhalb der zahnärztlichen Arbeitsgruppe diskutiert, bis ein Konsens erreicht

wurde. Diese visuelle Auswertung, welche unabhängig von der KI-basierten Analyse durchgeführt wurde, bildete die Grundlage für den Referenzstandard.

3.4 Testmethode

Als diagnostische Testmethode fungierte die KI-basierte Bildauswertung (Felsch et al., 2023), mit welcher eine automatisierte Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung von MIH-Läsionen erfolgte. Alle 455 Zahnfotografien wurden dazu einzeln in das KI-basierte Modell hochgeladen. Das generierte Falschfarbenbild wurde im Anschluss als Screenshot gespeichert. Für eine korrekte Lokalisierung war ausschlaggebend, dass sich mindestens ein Pixel des markierten Segments in der tatsächlichen MIH-Läsion befand. War dies nicht der Fall, galt die Lokalisierung als falsch. Die Segmentierung wurde beurteilt, indem das vorhergesagte Segment mit der wirklichen Läsion verglichen wurde. Dabei wurde zwischen vollständiger ($> 90\%$ Übereinstimmung), teilweiser ($<90\%$ Übereinstimmung) und keiner Übereinstimmung differenziert, wobei die Übereinstimmung nur geschätzt oder kategorisiert werden konnte.

3.5 Datenmanagement und statistische Analyse

Die Datenerfassung wurde mit dem „Epidata Manager“ vorgenommen. Dazu wurde eine Dateneingabemaske angelegt. In dieser wurden sämtliche Bildinformationen und die diagnostischen Entscheidungen für den Referenzstandard sowie für die Testmethode unter Zuhilfenahme des Epidata Entry Clients (EpiData Version v4.6.0.6, EpiData Association, Odense, Dänemark, <http://www.epidata.dk>) dokumentiert. Die Ergebnisse wurden anschließend mit der Hilfe von Excel (Excel 2019, Microsoft, Redmond, WA, USA) ausgewertet. Als diagnostische Güteparameter wurden die Anzahl der korrekt Positiven (TP), falschen Positiven (FP), korrekt Negativen (TN) und falschen Negativen (FN) ermittelt. Darauf aufbauend wurden die positiv und negativ prädiktiven Werte (PPV und NPV), die Sensitivität (SE), die Spezifität (SP), die Genauigkeit (ACC) und die Fläche unter der ROC-Kurve (AUC) berechnet. Diese Parameter dienten dazu die diagnostische Aussagekraft zu bewerten (Matthews und Farewell, 2015).

4. Ergebnisse

Die KI-basierte Analyse erreichte eine Gesamtdiagnosegenauigkeit von 94,3% für die Erkennung von MIH sowie eine Sensitivität von 94,4% und eine Spezifität von 94,2%. Im Ergebnis der KI-basierten Auswertung von allen Bildern (N=455) wurden 594 einzelne MIH-Läsionen identifiziert. Diese unterteilten sich in abgegrenzte Opazitäten (N=262), MIH-bedingte Schmelzeinbrüche (N=115) und atypische Restaurationen (N=36). An 181 Zahnfotos wurden keine Hypomineralisationen registriert.

Die läsions-spezifische Auswertung (N=594) ergab eine Übereinstimmung von insgesamt 89,2% zwischen der KI-basierten Testmethode und dem zahnärztlichen Referenzstandard (N=530/594). Falsch positive Ergebnisse traten in 5,2% (N=31) und falsch negative Ergebnisse in 5,6% (N=33) der Fälle auf. Wird die diagnostische Genauigkeit der Testmethode für die einzelnen Klassen betrachtet, so ergab sich folgendes Bild: Für den Befund „demarkierte Opazität“ wurde ein ACC-Wert von 91,4%, ein SE-Wert von 90,8%, ein SP-Wert von 91,9% und ein AUC-Wert von 0,914 erreicht. Die Werte für ACC, SE, SP und AUC der Klasse „Schmelzeinbruch“ lagen bei 94,1%, 81,7%, 97,1% und 0,894. Für die Kategorie „atypische Restauration“ wurde ein ACC-Wert von 97,8%, ein SE-Wert von 83,3%, ein SP-Wert von 98,7% und ein AUC-Wert von 0,910 erzielt. Der Befund „kein MIH“ erreichte einen ACC-Wert von 95,1%, einen SE-Wert von 92,8%, einen SP-Wert von 96,1% und einen AUC-Wert von 0,945. (Tabelle 1)

Tabelle 1: Zusammenfassung der diagnostischen Leistung des KI-basierten Modells zur Klassifizierung aller MIH-Befunde (N=594) aus dem gesamten Datensatz an Bildern (N=455).

MIH-Klasse	Diagnostische Leistungsfähigkeit (%)					
	ACC	SE	SP	PPV	NPV	AUC
Kein MIH	95,1	92,8	96,1	91,3	96,8	0,945
Demarkierte Opazität	91,4	90,8	91,9	89,8	92,7	0,914
Schmelzeinbruch	94,1	81,7	97,1	87,0	95,7	0,894
Atypische Restauration	97,8	83,3	98,7	81,1	98,9	0,910

5. Diskussion

Durch diese ex vivo Diagnostikstudie wurde die externe Validität eines auf künstlicher Intelligenz beruhenden Modells zur Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung von Molaren-Inzisiven-Hypomineralisationen untersucht. Als Basis dafür diente ein eigens recherchierter Datensatz an Zahnfotos aus dem Internet, welcher 277 Bilder mit MIH sowie 178 Bilder ohne MIH umfasste. Die Genauigkeit des Modells in den Bereichen Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung wurde anhand typischer Statistikparameter beurteilt.

Ein Blick auf die Ergebnisse der externen Validierung zeigt folgendes Bild. Die durchschnittliche diagnostische Genauigkeit war mit 94,3% sehr hoch und es gab nur einen niedrigen Anteil an falsch positiven Befunden. Die Genauigkeit bei der Diagnose der MIH-Klasse lag zwischen 91,4% (demarkierte Opazität) und 97,8% (atypische Restauration) und fiel somit auch hoch aus.

Bei der internen Validierung von Felsch et al. (2023) wurde eine sehr hohe diagnostische Genauigkeit von 97,8% erreicht. Die diagnostische Genauigkeit für „demarkierte Opazität“ lag bei 96,9%, für „Schmelzeinbruch“ bei 98,8% und für atypische Restauration bei 99,5%. Für die Klasse „demarkierte Opazität“ wurde ein SE-Wert von 94,0% sowie ein SP-Wert von 97,6% erzielt. Für „Schmelzeinbruch“ lagen die SE- und SP-Werte bei 80,5% bzw. 99,6% und für „atypische Restauration“ bei 90,5% bzw. 99,9%.

Die externe Validierung zeigte eine etwas geringere diagnostische Genauigkeit (ACC 94,3 %) bei der Erkennung von MIH im Vergleich zur internen Validierung (ACC 97,8 %) von Felsch et al. (2023), was zwar die Hypothese einer identischen Validität widerlegt, jedoch die Ergebnisse der externen Validierung trotzdem vielversprechend macht.

Werden die Werte der externen und der internen Validierung in Relation gesetzt, fällt auf, dass die diagnostische Genauigkeit der internen Validierung geringfügig höher ausfiel als jene der externen Validierung. Dies wird insbesondere bei der am häufigsten diagnostizierten „demarkierten Opazität“ deutlich. Bei der externen Validierung wurden für diese MIH-Klasse ein ACC-Wert von 91,4%, SE-Wert von 90,8% und SP-Wert von 91,9% erreicht, wohingegen bei der internen Validierung von Felsch et al. (2023) die ACC-Werte

bei 96,9%, die SE-Werte bei 94,0% und die SP-Werte bei 97,6% lagen. Auch bei den MIH-Klassen „Schmelzeinbruch“ und „atypische Restauration“ fielen die diagnostischen Leistungsparameter bei der externen Validierung bezogen auf die Genauigkeit, Sensitivität und Spezifität geringer aus als bei der internen Validierung. Dabei handelt es sich um erwartbares Ergebnis, da im Rahmen der externen Validierung einerseits ein grundverschiedener Datensatz zur Anwendung kam und andererseits die Qualität von Internetbildern nicht mit der von professionellen intraoralen Fotografien vergleichbar ist, welche bei der Erstellung des KI-Modells zum Einsatz kamen (Felsch et al., 2023).

Der Vergleich der eigenen Ergebnisse mit ähnlichen Studien zeigte vergleichbare (Schönewolf et al., 2023) oder leicht niedrigere (Alevizakos et al., 2022) Genauigkeitswerte. Alevizakos et al. (2022) erreichten bei der Verwendung unterschiedlicher CNNs (Convolutional Neural Networks) Genauigkeitswerte von 84,0% bis 92,9%. Das von Schönewolf et al. (2023) präsentierte KI-basierte Modell erzielte eine Gesamtgenauigkeit von 95,2%.

6. Zusammenfassung

Die vorliegende, externe Validierungsstudie zielte darauf ab, die Genauigkeit eines frei zugänglichen, auf künstlicher Intelligenz beruhenden Modells zur Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung von Molaren-Inzisiven-Hypomineralisationen zu determinieren. Als Grundlage dafür diente ein eigens recherchierter Datensatz an Zahnfotos aus dem Internet (277 Bilder mit MIH, 178 Bildern ohne MIH). Die Genauigkeit des Modells in den Bereichen Erkennung, Klassifizierung, Lokalisierung und Segmentierung wurde anhand typischer Statistikparameter (u.a. Akkuratheit - ACC, Sensitivität – SE; Spezifität – SP, Area under the ROC curve - AUC) beurteilt. Bei der MIH-Erkennung wurde im Rahmen der externen Validierung eine Gesamtgenauigkeit (ACC) von 94,3% erzielt. In 89,2% der Fälle gab es eine Übereinstimmung der Diagnosen des KI-Modells (Testmethode) mit dem durch die zahnärztliche Arbeitsgruppe festgelegten Referenzstandard. Je nach MIH-Klasse lagen die ACC-Werte zwischen 91,4% und 97,8%. Insgesamt wurden SE-Werte zwischen 81,7% und 92,8% sowie SP-Werte zwischen 91,9% und 98,7% dokumentiert. Die AUC-Werte schwankten zwischen 0,894 und 0,945. Auf Grundlage der erhobenen Daten kann geschlussfolgert werden, dass das KI-Modell eine hohe Genauigkeit bei der Erkennung und Klassifizierung von MIH-Läsionen zeigte.

7. Abstract (English)

The aim of this external validation study was to determine the accuracy of a freely accessible artificial intelligence-based model for the detection, classification, localisation and segmentation of molar incisor hypomineralisation. A specially researched data set of dental photos from the Internet (277 images with MIH, 178 images without MIH) served as the basis for this study. The accuracy of the model in the areas of detection, classification, localisation and segmentation was assessed using typical statistical parameters (e.g. accuracy - ACC, sensitivity - SE; specificity - SP, area under the ROC curve - AUC). For MIH detection, an overall accuracy (ACC) of 94.3% was achieved as part of the external validation. In 89.2% of cases, the diagnoses of the AI model (test method) matched the reference standard defined by the dental working group. Depending on the MIH class, the ACC values ranged between 91.4% and 97.8%. Overall, SE values between 81.7% and 92.8% and SP values between 91.9% and 98.7% were documented. The AUC values varied between 0.894 and 0.945. Based on the data collected, it can be concluded that the AI model showed a high accuracy in the detection and classification of MIH lesions.

8. Veröffentlichung

Neumayr, J., Frenkel, E., Schwarzmaier, J., Ammar, N., Kessler, A., Schwendicke, F., Kühnisch, J., Dujic, H. (2024). *External validation of an artificial intelligence-based method for the detection and classification of molar incisor hypomineralisation in dental photographs*. Journal of Dentistry, 148, 105228. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2024.105228>

9. Literaturverzeichnis

- Alevizakos, V., Bekes, K., Steffen, R., & von See, C. (2022). Artificial intelligence system for training diagnosis and differentiation with molar incisor hypomineralization (MIH) and similar pathologies. *Clinical Oral Investigations*, 26(12), 6917-6923. <https://doi.org/10.1007/s00784-022-04646-z>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2021.103615>
- Ben Salem, M., Chouchene, F., Masmoudi, F., Baaziz, A., Maatouk, F., & Ghedira, H. (2023). Are molar-Incisor hypomineralization and hypomineralized second primary molars predictive of dental caries?: A systematic review. *European Journal of Dentistry*, 17(1), 7-15. <https://doi.org/10.1055/s-0042-1749360>
- Bossuyt, P.M., Reitsma, J.B., Bruns, D.E., Gatsonis, C.A., Glasziou, P.P., Irwig, L., Lijmer, J.G., Moher, D., Rennie, D., de Vet, H.C., Kressel, H.Y., Rifai, N., Golub, R.M., Altman, D.G., Hooft, L., Korevaar, D.A., & Cohen, J.F. (2015). STARD 2015: An updated list of essential items for reporting diagnostic accuracy studies. *Clinical Chemistry*, 61(12), 1446-1452. <https://doi.org/10.1373/clinchem.2015.246280>
- Engels, P., Meyer, O., Schönewolf, J., Schlickenrieder, A., Hickel, R., Hesenius, M., Gruhn, V., & Kühnisch, J. (2022). Automated detection of posterior restorations in permanent teeth using artificial intelligence on intraoral photographs. *Journal of Dentistry*, 121, 104124. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104124>
- Felsch, M., Meyer, O., Schlickenrieder, A., Engels, P., Schönewolf, J., Zöllner, F., Heinrich-Weltzien, R., Hesenius, M., Hickel, R., Gruhn, V., & Kühnisch, J. (2023). Detection and localization of caries and hypomineralization on dental photographs with a vision transformer model. *NPJ Digital Medicine*, 6(1), 198. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00944-2>

- Fresen, K.F., Gaballah, R., Schill, H.I., Amend, S., Sarpari, K., Pitchika, V., Krämer, N., & Kühnisch, J. (2024). Prevalence and association of caries and enamel hypomineralisation/molar-incisor hypomineralisation in 8- to 10-Year-old children from Bavaria, Germany. *Caries Research*, 12, 1-11. Online ahead of a print. <https://doi.org/10.1159/000541351>
- Grischke, J., Johannsmeier, L., Eich, L., Griga, L., & Haddadin, S. (2020). Dentronics: Towards robotics and artificial intelligence in dentistry. *Dental Materials*, 36(6), 765-778. <https://doi.org/10.1016/j.dental.2020.03.021>
- 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. <https://doi.org/10.1177/00220345211032524>
- Linner, T., Khazaei, Y., Bücher, K., Pfisterer, J., Hickel, R., & Kühnisch, J. (2021). Hypersensitivity in teeth affected by molar-incisor hypomineralization (MIH). *Scientific Reports*, 11(1), 17922. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-95875-x>
- Li, R.Z., Zhu, J.X., Wang, Y.Y., Zhao, S.Y., Peng, C.F., Zhou, Q., Sun, R.Q., Hao, A.M., Li, S., Wang, Y., & Xia, B. (2021). [Development of a deep learning based prototype artificial intelligence system for the detection of dental caries in children]. *Zhonghua Kou Qiang Yi Xue Za Zhi*, 56(12), 1253-1260. <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112144-20210712-00323>
- Lygidakis, N.A., Wong, F., Jälevik, B., Vierrou, A.M., Alaluusua, S., & Espelid, I. (2010). Best clinical practice guidance for clinicians dealing with children presenting with molar-incisor-hypomineralisation (MIH): An EAPD policy document. *European Archives of Paediatric Dentistry*, 11(2), 75-81. <https://doi.org/10.1007/bf03262716>
- Lygidakis, N.A., Garot, E., Somani, C., Taylor, G.D., Rouas, P., & Wong, F.S.L. (2022). Best clinical practice guidance for clinicians dealing with children presenting with molar-incisor-hypomineralisation (MIH): An updated European Academy of Paediatric Dentistry policy document. *European Archives of Paediatric Dentistry*, 23(1), 3-21. <https://doi.org/10.1007/s40368-021-00668-5>

- Matthews, D.E., & Farewell, V.T. (2015). Using and understanding medical statistics. Karger. <https://doi.org/10.1159/isbn.978-3-318-01406-8>
- Mazur, M., Corridore, D., Ndokaj, A., Ardan, R., Vozza, I., Babajko, S., & Jedeon, K. (2023). MIH and dental caries in children: A systematic review and meta-analysis. *Healthcare (Basel)*, 11(12), 1795. <https://doi.org/10.3390/healthcare11121795>
- Schlickenrieder, A., Meyer, O., Schönewolf, J., Engels, P., Hickel, R., & Gruhn, V. (2021). Automatized detection and categorization of fissure sealants from intraoral digital photographs using artificial intelligence. *Diagnostics (Basel)*, 11(9), 1608. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11091608>
- 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*, 26(9), 5923-5930. <https://doi.org/10.1007/s00784-022-04552-4>
- Schwendicke, F., Golla, T., Dreher, M., & Krois, J. (2019). Convolutional neural networks for dental image diagnostics: A scoping review. *Journal of Dentistry*, 91, 103226. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2019.103226>
- Schwendicke, F., Singh, T., Lee, J.H., Gaudin, R., Chaurasia, A., Wiegand, T., Uribe, S., & Krois, J., on behalf of the IADR e-oral health network and the ITU WHO focus group AI for Health. (2021). Artificial intelligence in dental research: Checklist for authors, reviewers, readers. *Journal of Dentistry*, 107, 103610. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2021.103610>
- Takahashi, T., Nozaki, K., Gonda, T., Mameno, T., & Ikebe, K. (2021). Deep learning-based detection of dental prostheses and restorations. *Scientific Reports*, 11(1), 1960. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-81202-x>
- Weerheijm, K.L. (2003). Molar incisor hypomineralisation (MIH). *European Journal of Paediatric Dentistry*, 4(3), 114-120.

- Weerheijm, K.L., Jälevik, B., & Alaluusua, S. (2001). Molar-incisor hypomineralisation. *Caries Research*, 35(5), 390-391. <https://doi.org/10.1159/000047479>
- 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. <https://doi.org/10.1186/s12903-020-01114-6>
- You, W.Z., Hao, A.M., Li, S., Zhang, Z.Y., Li, R.Z., Sun, R.Q., Wang, Y., & Xia, B. (2021). [Deep learning-based dental plaque detection on permanent teeth and the influenced factors]. *Zhonghua Kou Qiang Yi Xue Za Zhi*, 56(7), 665-671. <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112144-20201014-00526>

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen bedanken, die mich während meiner Promotion unterstützt und ermutigt haben.

Mein besonderer Dank gilt meinen beiden Doktorvätern, Herrn Prof. Dr. Jan Kühnisch und Herrn PD Dr. Andreas Keßler, deren außergewöhnliche Betreuung, fachliche Unterstützung und hohes Engagement maßgeblich zum Gelingen dieser Dissertation beigetragen haben. Die durchgehend positive Arbeitsatmosphäre hat mich stets motiviert das Thema voranzutreiben. Ebenso danke ich der gesamten Arbeitsgruppe für die gute Zusammenarbeit.

Auch meinen Freunden bin ich für ihr offenes Ohr und guten Zuspruch sehr dankbar.

Mein größter Dank gilt meinen Eltern und meiner Schwester Leni, welchen ich diese Dissertation widmen möchte. Sie haben mich nicht nur während meines Studiums, sondern auch während der Promotion unermüdlich unterstützt, standen mir stets mit Rat und Tat zur Seite und waren immer zur Stelle, wenn ich Hilfe benötigte. Ihr allzeit guter Zuspruch, ihre unendliche Hilfsbereitschaft und ihr Glaube an mich haben mir den Weg bis hierher geebnet.