

Aus der Klinik und Poliklinik für Mund-, Kiefer- und Gesichtschirurgie
der Universität Würzburg
Direktor: Prof. Dr. med. Dr. med. dent. A. Kübler

**Ansätze zur informatik-gestützten Vorherbestimmung der Behandlungszeit
anhand von Befundungsdaten bei Kontroll- und Schmerzfällen in der
Zahnarztpraxis**

Inauguraldissertation

zur Erlangung der Doktorwürde der
Medizinischen Fakultät
der
Julius-Maximilians-Universität Würzburg

vorgelegt von

Chris Lenard

aus Aschaffenburg

Würzburg, November 2022



Referentin: Priv.-Doz. Dr. med. Dr. med. dent. Edeltraud Reinhart
Korreferent: Prof. Dr. med. dent. Gabriel Krastl
Dekan: Prof. Dr. med. Matthias Frosch

Tag der mündlichen Prüfung: 15.06.2023

Der Promovend ist Zahnarzt

Meiner Familie

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung.....	1
1.1. Wartezeiten in Zahnarztpraxen.....	2
1.2. Vereinbarung und Taktung von Terminslots.....	3
1.3. Lösungen durch Maschinelles Lernen in der Medizin.....	4
2. Material und Methoden	7
2.1. Ethik- und Tierversuchsvotum	7
2.2. Deskriptive Statistik	8
2.2.1. Untersuchte Patientenattribute	10
2.2.1.1. Geschlecht	10
2.2.1.2. Alter.....	10
2.2.1.3. Versicherungstyp.....	10
2.2.1.4. Regelmäßigkeit der Vorsorgeuntersuchung.....	10
2.2.1.5. Regelmäßigkeit der Prophylaxe.....	10
2.2.1.6. Neupatienten	11
2.2.1.7. Anzahl vorhandener Zähne.....	11
2.2.1.8. Anzahl fehlender Zähne.....	11
2.2.1.9. Anzahl prothetisch unbehandelter Zahnlücken	11
2.2.1.10. Anzahl vorhandener Weisheitszähne.....	12
2.2.1.11. Anzahl vorhandener Zahnfüllungen	12
2.2.1.12. Anzahl unbehandelter kariöser Läsionen	12
2.2.1.13. Anzahl vorhandener endodontisch behandelte Zähne	12
2.2.1.14. Parodontalstatus.....	13
2.2.2. Dokumentation der Behandlungen beim analysierten Therapiezeitpunkt.....	13
2.2.3. Zeitmessung der Behandlungsdauer	14
2.2.4. Patientenkollektiv.....	17
2.3. Berechnung	17
2.3.1. Statistische Varianzanalysen	17

2.3.2.	Formel zur Prüfung der Optimierung.....	18
2.3.3.	Berechnung durch statistische Durchschnittswerte.....	22
2.3.4.	Berechnung durch selektierte statistische Durchschnittswerte	23
2.3.5.	Neuronale Netzwerke / Maschinelles Lernen	24
2.3.5.1.	Convolutional Neural Network	24
2.3.5.2.	Multilayer Perception Neural Network.....	25
2.3.5.3.	Random Forest.....	27
2.4.	Verwendete Software zur Erhebung und Verarbeitung von Daten	29
3.	Ergebnisse.....	30
3.1.	Deskriptive Statistik	30
3.1.1.	Demographische Merkmale des Patientenkollektivs	30
3.1.1.1.	Geschlechtsverteilung	30
3.1.1.2.	Altersverteilung.....	31
3.1.2.	Auswertung der Patientenattribute.....	32
3.1.2.1.	Geschlecht	32
3.1.2.1.1.	Prophylaxe und Vorsorge.....	32
3.1.2.1.2.	Neupatienten	34
3.1.2.1.3.	Schmerztermine.....	35
3.1.2.1.4.	Notwendigkeit für Folgetermine.....	36
3.1.2.1.5.	Anzahl der vorhandenen Zähne	36
3.1.2.1.6.	Fehlende Zähne.....	37
3.1.2.1.7.	Prothetisch unversorgte Zahnlücken.....	38
3.1.2.1.8.	Kariöse Läsionen	39
3.1.2.1.9.	Anzahl wurzelkanalbehandelte Zähne.....	40
3.1.2.1.10.	Bestehende Zahnfüllungen	41
3.1.2.1.11.	Durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunktwert und Behandlungszeit	42
3.1.2.2.	Alter.....	44

3.1.2.2.1.	Art der Krankenversicherung.....	44
3.1.2.2.2.	Prophylaxe und Vorsorge.....	45
3.1.2.2.3.	Neupatienten	47
3.1.2.2.4.	Initialtermine	48
3.1.2.2.5.	Anzahl vorhandener Zähne.....	48
3.1.2.2.6.	Anzahl fehlender Zähne	49
3.1.2.2.7.	Anzahl vorhandener Zahnfüllungen.....	50
3.1.2.2.8.	Prothetisch unversorgte Zahnlücken	52
3.1.2.2.9.	Kariöse Läsionen	53
3.1.2.2.10.	Anzahl wurzelkanalbehandelter Zähne	54
3.1.2.2.11.	Durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunktwert und Behandlungszeit	55
3.1.2.3.	Versicherungstyp.....	58
3.1.2.3.1.	Prophylaxe und Vorsorge.....	59
3.1.2.3.2.	Weitere Differenzen der Attribute	60
3.1.2.3.3.	Durchschnittlich dokumentierte Abrechnungspunktwerte und Behandlungszeit	63
3.1.2.4.	Regelmäßige Vorsorgeuntersuchung	64
3.1.2.5.	Prophylaxe	66
3.1.2.6.	Neupatienten	69
3.1.2.7.	Anzahl vorhandener Zähne.....	71
3.1.2.8.	Fehlende Zähne	74
3.1.2.9.	Füllungen.....	79
3.1.2.10.	Unbehandelte Zahnlücken	80
3.1.2.11.	Anzahl kariöser Läsionen	84
3.1.2.12.	Weisheitszähne	86
3.1.2.13.	Wurzelkanalbehandlungen	87
3.1.2.14.	Parodontalstatus.....	88

3.2.	Berechnung der zeitlichen Vorhersage	90
3.2.2.	Berechnung durch statistische Durchschnittswerte	90
3.2.3.	Berechnung durch selektierte statistische Durchschnittswerte	90
3.2.4.	Berechnung durch neuronale Netzwerke / Maschinelles Lernen.....	92
4.	Diskussion	94
4.1.	Diskussion der Methoden	94
4.1.1.	Zeitmessung.....	94
4.2.	Diskussion der Ergebnisse	95
4.2.1.	Deskriptive Statistik.....	95
4.2.1.2.	Geschlecht	95
4.2.1.3.	Alter.....	97
4.2.1.4.	Versicherungstyp.....	98
4.2.2.	Berechnung der zeitlichen Vorhersage.....	99
4.3.	Praktische Anwendbarkeit der Methoden.....	101
4.4.	Weitere Maßnahmen zur Terminoptimierung.....	102
4.5.	Ausblick für weitere Studien und Untersuchungen.....	103
5.	Zusammenfassung	105
6.	Literaturverzeichnis.....	106

Appendix

- I. Abkürzungsverzeichnis
- II. Abbildungsverzeichnis
- III. Tabellenverzeichnis
- IV. Danksagung

1. Einleitung

Das Ausgangsproblem für die Studie ist der häufig erhebliche Unterschied zwischen eingeplanter Therapiedauer und der tatsächlich aufgewendeten Behandlungsdauer bei Terminen für Routinekontrolluntersuchungen und für Patienten mit akuten Schmerzen in der Zahnarztpraxis. Diese oft zu beobachtende Differenz zwischen der pauschal geplanten Behandlungszeit und der tatsächlich benötigten Behandlungsdauer kann sich im Praxisalltag erfahrungsgemäß auf lange Wartezeiten, Unzufriedenheit sowie Unsicherheit auswirken. Ebenfalls kann sich dies in Form von Stress durch Zeitdruck und dadurch eventuell bedingter niedrigerer Leistungsqualität auf den Behandler auswirken, oder führt zu unwirtschaftlichen Pausen zwischen den einzelnen Behandlungen. Die Zufriedenheit der Patienten ist wichtig, steht für Zahnarztpraxen im Vordergrund und ist gerade in Zeiten der Online-Bewertungsmöglichkeiten von Zahnarztpraxen einer noch größeren Bedeutung beizumessen. Positive Erfahrungen in Bezug auf den Aufenthalt, Wartezeit und Behandlungsqualität spiegeln sich in guten Bewertungen und dadurch erhöhten Neupatientenzugang wider (Blender & Maxey, 2000; Levesque et al., 2000).

Als Voraussetzung der Studie dieser Dissertation wird die These aufgestellt, dass sich bei der rückblickenden Analyse der einzelnen Patientenfälle die eingeplante Therapiezeit oft optimaler abschätzen lässt, wenn man den individuellen Zahngesundheitsstatus, Prophylaxebereitschaft und andere Attribute eines Patienten anhand seiner Kartei in Betracht zieht. Angenommen wird beispielsweise, dass die Routineuntersuchung eines Patienten weniger Zeit in Anspruch nimmt, wenn dieser regelmäßig zu Kontrollterminen erscheint und sein Zahnstatus kaum pathologische Auffälligkeiten aufweist, verglichen mit einem Patienten, welcher seltener in der Zahnarztpraxis vorstellig war. Patientengespräch, das Entfernen von Zahnstein, das Erstellen von Röntgenaufnahmen und die Motivierung zur Weiterbehandlung werden bei letzterem Patienten voraussichtlich wesentlich mehr Zeit in Anspruch nehmen als bei „treuen“ Patienten. Gleichmaßen wird bei einem komplett zahnlosen, prothesentragenden Schmerzpatienten aller Wahrscheinlichkeit nach weniger Behandlungsdauer notwendig sein als bei einem sehr jungen Patienten nach einem Zahntrauma.

Ein gängiges Verfahren bei der Terminvergabe in der Zahnarztpraxis ist es, einem Neupatienten eine fest vorgegebene Termindauer von beispielsweise 15 oder 30 Minuten zuzuordnen. Es wird für die vorliegende Studie die Hypothese aufgestellt, dass auch bei Neupatienten eine bessere Aussage über die voraussichtliche Behandlungsdauer aufgestellt werden kann. Gegebenenfalls ist es möglich, dass die statistische Auswertung schnell abfragbarer Faktoren wie Geschlecht, Alter, Schmerzsymptomatik und Zeit seit dem letzten Zahnarztbesuch hierbei bereits aussagekräftig über den wahrscheinlichen Behandlungsumfang sein kann.

Dank der weiten Verbreitung der elektronischen Patientenakten heutzutage kann ein maschineller Ansatz zur Vorhersage der wahrscheinlichen Termindauer bei Terminvergaben erprobt werden.

Ziel dieser Studie ist die informationstechnische Annäherung mehrerer Verfahren zur Vorherbestimmung der Länge von Zahnarztbehandlungen anhand von Patientenattributen und die Testung dieser Verfahren auf ihre Trefferwahrscheinlichkeit und Signifikanz.

1.1. Wartezeiten in Zahnarztpraxen

Die Patientenwartezeit kann definiert werden als die Gesamtzeit, die Patienten, welche eine professionelle Versorgung in einer Gesundheitseinrichtung suchen, aufbringen müssen bevor sie zur Konsultation und Behandlung aufgerufen werden (Valentine et al., 2003).

In einer Studie (Motloba et al., 2018) wurde die Wartezeit als sehr wichtiger Faktor für die Zufriedenheit der Patienten erkannt. Diese Patientenzufriedenheit ist zu einem integralen Bestandteil bei der Bewertung und Effizienz der Versorgung geworden. In Vergleichsportalen und Empfehlungen können lange Wartezeiten zu negativen Auswirkungen im Wettbewerb führen und somit zu wirtschaftlichen Schwierigkeiten. Patienten, die zufrieden sind und nicht lange warten müssen, um medizinisch versorgt zu werden, tendieren dazu, die Einrichtung erneut aufzusuchen und weiter zu empfehlen, während diejenigen, die unzufrieden sind, dies nicht tun. Wartezeiten können sich auch indirekt positiv oder negativ auf die Beziehung zwischen Patient und Arzt auswirken. Die Wartezeit kann die Patientenversorgung beeinträchtigen, indem sie die Bereitschaft der Patienten zur Inanspruchnahme von Gesundheitsdiensten negativ

beeinflusst. Auf diese Weise kann es aufgrund der Unzufriedenheit des Patienten zu einer Unterbrechung oder Unregelmäßigkeit der Behandlung und Routineuntersuchung kommen, was sich letztendlich auf die Gesundheit des Patienten auswirken kann (Motloba et al., 2018).

1.2. Vereinbarung und Taktung von Terminslots

Die Qualität der medizinischen Versorgung ist zu einem großen Teil abhängig von der sinnvollen Planung von Terminen, sowohl im Sinne der Zufriedenheit des Patienten als auch in Bezug auf den wirtschaftlichen Aspekt der Einrichtung. Das Vereinbaren eines Termins in einer medizinischen Versorgungseinrichtung ist meist der erste Schritt zur Behandlung. Insbesondere in der Zahnmedizin, in welcher Angst vor der Behandlung in allen Altersgruppen beider Geschlechter eine große Rolle spielt und häufig der Hauptgrund für eine Vernachlässigung der oralen Gesundheit spielt (Gordon et al., 1998; Locker, 2003; Locker et al., 1991), ist die Vereinbarung eines Termins zur Anamnese und Behandlung ein erster wichtiger Schritt. Die Art und Weise der Terminvereinbarung zwischen Patient und Einrichtung hat sich vor allem im Rahmen der Zeit fortschreitender Digitalisierung verändert (Zhang et al., 2012).

Klassischerweise wird auch heute noch der Großteil der Termine per Telefon oder bei persönlichem Vorstellen in der Praxis vereinbart. Das Internet hat sich in letzter Zeit jedoch als eine weitere Möglichkeit zur Terminvereinbarung herausgestellt. Einige Untersuchungen führten zu den Ergebnissen, dass die webbasierte Terminplanung eine immer wichtigere Komponente darstellt und die meisten Patienten sie heutzutage nutzen würden (Tang et al., 2003; Wang & Gupta, 2011).

Die Online-Terminvereinbarung ermöglicht den Patienten eine unkomplizierte und weitestgehend anonyme Kontaktaufnahme, wobei Termine schnell und direkt auch außerhalb der Telefonzeiten der Praxis gebucht werden können. Eine mögliche Hürde, bedingt durch die Notwendigkeit einer sozialen Interaktion mit dem Praxispersonal bei dieser Art der Online-Terminplanung, wird somit eliminiert. Durch den vermittelten Eindruck der Unverbindlichkeit bei der Online-Terminvergabe entsteht jedoch auch eine deutlich höhere Quote an nicht erscheinenden Patienten in der Zahnarztpraxis und infolgedessen kann es zu Leerläufen in der Praxisbehandlungszeit kommen (Zhang et al., 2014).

Außerdem bleibt bei der Online-Terminvergabe eine Einschätzung des Patienten in Bezug auf Art und Dauer der Therapie durch erfahrenes Praxispersonal bei der Vergabe der Terminzeiten aus. Es können lediglich fest vordefinierte Zeitslots vergeben werden, welche nicht auf die individuellen Ansprüche des Patienten zugeschnitten sind. Dies wiederum führt zu möglicherweise zu kurzen Terminen bei umfangreicher notwendiger Behandlung oder zu langen Terminen bei nur kurzer notwendiger Sitzungsdauer. Receptionist/innen können bei der telefonischen Vergabe von Terminslots Symptome und mögliche Diagnosen hinterfragen oder durch Einsicht in die Patientenkartei einschätzen, wie viel Zeit voraussichtlich für die Behandlung notwendig wird (Ansell et al., 2017).

In der Feinabstimmung der Länge der pauschal vergebenen Terminslots (reservierte Zeitfenster für Behandlungen) liegt demnach meist ein großes Optimierungspotenzial in Patientenzufriedenheit und Wirtschaftlichkeit. Die üblichen Terminlängen bei der pauschalen Vergabe von Terminslots ohne Berücksichtigung der individuellen Patientenanamnese, Grund der Terminvergabe oder akuter Symptomatik belaufen sich je nach Quelle und Studie auf fest definierte Terminslots von 15, 30, 45, 60, 75 oder 90 Minuten (Glendenning, 1972; Soriano, 1966).

1.3. Lösungen durch Maschinelles Lernen in der Medizin

Maschinelles Lernen (ML) ist der Oberbegriff für die informationstechnische Erstellung von Lösungsverfahren auf Basis von künstlicher Intelligenz (KI). Sie bietet eine Lösungsmöglichkeit für das Lernen komplexer Verfahren, für welche das Erstellen einer Formel zu aufwendig oder unmöglich ist. Ein Computer wird, je nach Anwendungsgebiet, mit einer großen Anzahl von Fallbeispielen (Daten) in einer sog. Lernphase „trainiert“ und erkennt Zusammenhänge, ohne dass diese vom Benutzer zuvor definiert wurden. Es wird für diese spezifische Aufgabe ein Modell vom Computer erstellt, um gelernte Zusammenhänge in neuen, nicht vorgegeben Fällen zu erkennen und einen Lösungsvorschlag zu generieren.

Anders als bei der traditionellen Softwareentwicklung liegt ML der Schwerpunkt auf dem selbstständigen Lernen aus Daten. Das bedeutet, dass der Algorithmus aus den Daten lernt und seinen Programmcode gewissermaßen selbst erstellt. Klassischerweise

werden in der Mathematik und Informatik Ergebnisse für immer wiederkehrende Aufgaben mit Formeln gelöst. Als Beispiel soll folgende Formel dienen:

$$F(x) = 0,5x + 2$$

Maschinelles Lernen stellt eine Lösung für Fälle da, wenn statt der Formel lediglich Ergebnisse vorliegen und das Aufstellen einer allgemeingültigen Formel sehr schwierig bis unmöglich ist. Im folgenden Beispiel soll nun ein Modell für ML erstellt und mit einer Reihe von Ergebnissen der genannten Formel „trainiert“ werden. Es werden folgende Daten übermittelt:

$$\begin{aligned} F(1) &= 2,5 \\ F(2) &= 3 \\ F(3) &= 3,5 \\ F(4) &= 4,5 \end{aligned}$$

Nachdem das Modell mit den Ergebnissen trainiert wurde, kann es getestet werden und eine Lösung für einen neuen Wert für $F(x)$ berechnet werden. Wird im Falle des Beispiels der Wert $x=6$ eingegeben, so liefert das Programm ein Ergebnis von $F(6)=4,8967$. Auf rein mathematischer Ebene ist das Ergebnis falsch, denn liegt die Ausgangsformel $F(x)=0,5x+2$ vor, sollte ein Ergebnis von $F(6)=5$ herauskommen. Die Ausgangsformel wurde aber dem Algorithmus nicht zur Verfügung gestellt und dabei liegt die Natur von ML: Anstatt einer vorgegebenen Formel, wird versucht ein Ergebnis auf Grundlage der zur Verfügung gestellten Daten und deren Zusammenhang ermittelt zu werden. Deswegen liegt bei einer erneuten Berechnung mit dem gleichen Wert $x=6$ auch nicht erneut das gleiche Ergebnis vor, sondern beispielsweise $F(6)=5,1036$.

Lösungsverfahren durch Algorithmen auf Basis maschinellen Lernens spielen unter anderem in der Medizin eine immer größere Rolle. Die Entwicklung von Medikamenten ist meist aufwendig und teuer. Viele der analytischen Vorgänge in der Entwicklung von neuen Medikamenten können mit künstlicher Intelligenz (KI) effizienter und kostengünstiger umgesetzt werden. ML wurde bereits der Identifizierung von Interventionszielen, dem Finden von geeigneten Kandidaten, dem Beschleunigen von Studien und dem Finden von Biomarkern für Diagnosen erfolgreich eingesetzt (Burbidge et al., 2001; Damiani, 2020; Ekins, 2016).

Bei der Personalisierung von Behandlungen kann KI eingesetzt werden, um Behandlungs- und Medikamentenpläne auf ein Individuum abzustimmen, indem sie mit

Daten ähnlicher Patienten „trainiert“ wird. Hierdurch kann die Chance auf ein besseres Ansprechen auf die Therapie erhöht werden, da die KI in der Lage ist Faktoren, welche die Therapie durch existierende Daten beeinflussen können, zu erkennen (Infante et al., 2020; Schwartz et al., 2021). Bei der Diagnostizierung von Krankheiten können Algorithmen bereits Hilfe leisten, indem sie mit einer Vielzahl von bestehenden Beispielen von Krankheitsbildern trainiert werden. Es werden hier nur einige prominente Beispiele genannt; so gibt es in der Krebsforschung KI-Anwendungen zur Frage der Prognose der Erkrankung, indem Patienten in Gruppen mit hohem oder niedrigem Risiko einer möglichen Erkrankung eingeordnet werden können (Kourou et al., 2015). Bei der automatisierten Befundung von Elektrokardiogrammen und Herz-MRT-Aufnahmen leisten Algorithmen ihren Beitrag zur Beurteilung des Risikos eines plötzlichen Herztodes oder anderer Herzerkrankungen (Salem et al., 2009). Bei der Diagnosefindung von Hautkrebs gibt es zahlreiche Anwendungen bei der Klassifizierung von Hautkrebs auf der Grundlage von Lichtbildern (Elgamal, 2013; Jørgensen et al., 2008). Bei der Suche von Indikatoren für diabetische Retinopathie in Augenhintergrundbildern liefern Modelle eine hoch zuverlässige Diagnose mit einer Verlässlichkeit von bis zu 95% (Kandan & Aruna, 2013; Roychowdhury et al., 2014).

Ein großes Anwendungsgebiet des Maschinellen Lernens findet sich in der automatischen Analyse und Kategorisierung von Bildern. Speziell bei medizinischen Bildgebungsverfahren wurden auf Grundlage von ML bereits viele Lösungen vorgestellt. Yu (2016) stellte Modelle vor, welchen es möglich war mit relativ hoher Präzision Kleinröntgenaufnahmen automatisch nach dem dargestellten Zahn zu kategorisieren, das Geschlecht der dargestellten Person bei Panoramaschichtaufnahmen zu bestimmen und Abnormalitäten in zahnmedizinischen Panoramaschichtaufnahmen zu finden (Yu, 2016). Yang et al. (2018) gelang es ein Verfahren zu entwickeln, mit welchem es möglich ist, in einer Verlaufskontrolle dentale apikale Läsionen nach endodontischer Behandlung auf Verbesserung oder Verschlechterung des Heilungsprozesses zu kategorisieren (Yang et al., 2018). Ali et al. (2016) stellten eine Methode für die automatische Erkennung von interdentalen kariösen Läsionen auf Bissflügelaufnahmen vor (Ali et al., 2016).

2. Material und Methoden

Um verlässliche Faktoren zur Vorhersage der Termindauer zu erhalten, wurden retrospektiv Patientendaten gesammelt und durch ihre Auswertung die Wichtigkeit der einzelnen Risikofaktoren bestimmt. Es wurden hierfür Werte aus zahnärztlichen Behandlungsterminen einer privaten Zahnarztpraxis von 350 randomisierten Patienten, welche bei insgesamt 500 Routineuntersuchung oder zur Behandlung von akuten Schmerzen die Praxis aufsuchten, in eine Datenbank eingetragen. 400 der 500 Datensätze wurden für Berechnungen und Auswertungen herangezogen und 100 dienten als Testgruppe zum Gegenstellen verschiedener Optimierungsverfahren. Hierbei wurden Zusammenhänge und Beziehungen zwischen genannten Faktoren (Attributen wie Geschlecht und Alter, Befund, Prophylaxebereitschaft, etc.) und des tatsächlich entstandenen Behandlungsumfangs hergestellt. Es wurden lediglich Termine zur Vorsorgeuntersuchung und Termine bei akuten Zahnschmerzen zur Analyse herangezogen, da bei allen anderen Termintypen davon ausgegangen wird, dass sie Folgetermine einer Untersuchung oder laufender Behandlungen sind und der Leistungsumfang und somit der Zeitaufwand vom Termingebener ausreichend präzise eingeschätzt werden kann.

Es wird die Hypothese aufgestellt, dass der Mundgesundheitszustand bei Befundung in Relation zur Dauer der stattfindenden zahnärztlichen Sitzung steht.

Die gesammelten Datensätze wurden untersucht und verschiedene Methoden gewählt, um die voraussichtliche Behandlungsdauer der individuellen Sitzungen anhand der Testgruppe zu berechnen.

2.1. Ethik- und Tierversuchsvotum

Die Ethik-Kommission des Instituts für Pharmakologie und Toxikologie der Julius-Maximilians-Universität Würzburg nahm zur Anfrage auf die anonymisierte Auswertung der Daten dieser Studie am 15.07.2021 Stellung (Aktenzeichen 20210702 01) und sah keine Notwendigkeit einer gesonderten Antragstellung für die geplante Untersuchung. Es bestanden Seitens der Ethik-Kommission keine Einwände gegen die geplante anonymisierte Auswertung der Daten im Rahmen des Projekts der vorliegenden Studie.

2.2. Deskriptive Statistik

Aus den Patientenkarteien wurde mit Hilfe einer digitalen HTML Maske (Abbildung 1) eine SQL-Datenbank erstellt. Die Maske wurde speziell für die Übertragung der Daten aus der Kartei programmiert. Nach dem Zufallsprinzip wurden Karteikarten ausgewählt und die entsprechenden Daten manuell in die Maske eingetragen. Nach dem kompletten Ausfüllen der Maske wurde der Datensatz der Datenbank hinzugefügt. Auf die Erhebung personenspezifischer Daten wurde unter Einhaltung aktueller Richtlinien zum Datenschutz verzichtet.

Insert Data

Patient Data

Patient is new

Birthdate Gender Insurance Last Visit

Anamnesis (at initial appointment)

Regular Checkups At least once a year for the past 3 years.

Regular Prophylaxis At least one "IP" or "PZR" per year for the past 3 years.

Present teeth Missing teeth Untreated Gaps Present Wisdom Teeth

Except 3rd molars Only Pathological, counting each tooth, not counting missing primaries or 3rd molars Counting whole gaps, not each tooth. Impacted or not

Fillings Caries Root Canal Treatments

Per tooth maximum one Untreated, per tooth maximum one Per tooth maximum one

Appointments

Initial Appointment

Date Type Positions

E.g. "01, 04, zst"

Follow-up Appointment

Date Type Positions

E.g. "01, 04, zst"

Abbildung 1: Eingabemaske zur Eintragung der Patientendaten in die Datenbank

2.2.1. Untersuchte Patientenattribute

2.2.1.1. Geschlecht

In der Datenbank wurde das Geschlecht (weiblich, männlich) erfasst. Aufgrund von fehlender Option im Karteikartensystem der Krankenkassen wurde keine Rücksicht auf die Option „divers“ als Geschlecht genommen.

2.2.1.2. Alter

Hier wurde das Alter des Patienten zum Zeitpunkt des untersuchten Zahnarzttermins erfasst und dokumentiert.

2.2.1.3. Versicherungstyp

Die Art der Krankenversicherung (privat oder gesetzlich) wurde bei jedem Patienten eingetragen.

2.2.1.4. Regelmäßigkeit der Vorsorgeuntersuchung

Es wurde zusätzlich dokumentiert, ob der untersuchte Patient in einem Zeitraum von 3 Jahren vor dem analysierten Behandlungstermin mindestens einmal in der Praxis vorstellig war. Ist dies der Fall, wurde dieser als regelmäßig erscheinender Patient eingetragen, andernfalls als sich unregelmäßig vorstellender Proband.

2.2.1.5. Regelmäßigkeit der Prophylaxe

Die untersuchten Patienten gelten als prophylaxebereit, wenn sie in einem Zeitraum von 3 Jahren vor dem analysierten Behandlungstermin mindestens einmal im Kalenderjahr zur Zahnprophylaxe vorstellig wurden. Bei Patienten unter dem 18. Lebensjahr zählt

hierzu die bei der Routineuntersuchung i.d.R. automatisch durchgeführte und von den Krankenkassen übernommene Individualprohylaxe. Patienten ab dem 18. Lebensjahr gelten als prophylaxebereit, wenn diese mindestens einmal im Jahr zur zuzahlungspflichtigen (bei den meisten gesetzlichen Krankenkassen) professionellen Zahnreinigung erschienen sind.

2.2.1.6. Neupatienten

Patienten, welche zum ersten Mal in der Zahnarztpraxis vorstellig waren, gelten als Neupatient und wurden als solche in der Eingabemaske erfasst.

2.2.1.7. Anzahl vorhandener Zähne

Die Anzahl der vorhandenen Zähne wurde der Karteikarte entnommen und in die Datenmaske eingetragen.

2.2.1.8. Anzahl fehlender Zähne

Die Anzahl fehlender Zähne wurde aus der Karteikarte übernommen. Prothetisch ersetzte Zähne und fehlende Weisheitszähne wurden hierbei nicht als fehlende Zähne registriert.

2.2.1.9. Anzahl prothetisch unbehandelter Zahnlücken

Die Anzahl prothetisch unbehandelter Zahnlücken wurde in die Datenbank eingetragen. Eine Zahnücke, welche aus dem Fehlen eines oder mehrerer Zähne resultiert, zählt hierbei als eine Zahnücke. Fehlende Weisheitszähne wurden nicht als Zahnücke erfasst. Prothetisch festsitzend oder herausnehmbar versorgte Zahnücken wurden ebenfalls nicht als Zahnücke erfasst.

2.2.1.10. Anzahl vorhandener Weisheitszähne

Die Anzahl der vorhandenen Weisheitszähne wurde in der Datenbank erfasst. Hierzu wurden auch impaktierte und retinierte Weisheitszähne gezählt.

2.2.1.11. Anzahl vorhandener Zahnfüllungen

Die Anzahl der vorhandenen Zahnfüllungen wurde dem Befund entnommen. Pro Zahn wurde maximal eine Füllung gezählt. Die Größe und Anzahl der Füllungsflächen wurden hierbei nicht erfasst.

2.2.1.12. Anzahl unbehandelter kariöser Läsionen

Die Anzahl der vorhandenen kariösen Läsionen zum Zeitpunkt vor der Zahnarztbehandlung wurde dem Karteikartenbefund entnommen, wobei die Lokalisation oder die Tiefe der Läsionen hierbei nicht dokumentiert wurde.

2.2.1.13. Anzahl vorhandener endodontisch behandelter Zähne

Die Anzahl der vorhandenen endodontisch behandelten Zähne (ob suffizient oder nicht) wurde in die Datenbank eingetragen. Dies war jedoch nur möglich, wenn die Wurzelkanalbehandlungen entweder in der gleichen Zahnarztpraxis durchgeführt wurden oder eine Panoramaschichtaufnahme (OPG) vorlag.

2.2.1.14. Parodontalstatus

Der Parodontalstatus wurde anhand eines eigens entwickelten Index definiert (Tabelle 1: Eigens für die vorliegende Studie entworfener Parodontalstatus), da die Befundung lediglich anhand einer vorliegenden Panoramaschichtaufnahme (OPG) möglich war und keine klinische Untersuchung bei der retrospektiven Begutachtung der Patientenkarteen durchgeführt werden konnte.

War keine Panoramaschichtaufnahme in der Kartei vorhanden, wurde hier kein Wert eingetragen.

Die Einstufung der eventuellen Beeinträchtigung des Parodontiums des Patienten anhand der Panoramaschichtaufnahme ist in Tabelle 1 dargestellt:

Tabelle 1: Eigens für die vorliegende Studie entworfener Parodontalstatus

Index	Bedeutung
0	Keine parodontalen Auffälligkeiten, kein Knochenabbau oder zahnlos
1	Leichter horizontaler Knochenabbau (max. ca. 3mm) ohne vertikale Knocheneinbrüche
2	Leichter horizontaler Knochenabbau (max. ca. 3mm) und / oder vertikale Knocheneinbrüche
3	Starker horizontaler Knochenabbau (mehr als 3mm) und / oder vertikale Knocheneinbrüche

2.2.2. Dokumentation der Behandlungen beim analysierten Therapiezeitpunkt

Datum, Anlass des untersuchten Behandlungstermins und erbrachte Leistungspositionen nach dem Bewertungsmaßstab zahnärztlicher Leistungen (BEMA) wurden in einer separaten Datenbanktabelle dokumentiert.

Bei dem Anlass bzw. Grund des Zahnarztbesuchs wurde zwischen Routineuntersuchung (Gebührenposition nach BEMA „01“) und Besuch aufgrund akuter Schmerzen differenziert. Beide Arten von Zahnarztbesuchen werden im Folgenden auch „Initialbesuch“ oder „Initialtermin“ genannt.

Folgetermine, die aufgrund des Initialbesuchs stattgefunden haben (beispielsweise Wechsel der medikamentösen Einlage nach Trepanation eines Zahnes im Initialbesuch), wurden ebenfalls dokumentiert. Grund für die Dokumentation der Folgetermine in die Datenbank ist der Ausschluss möglicher Diskontinuität der Datenbankintegrität aufgrund von variablen Gegebenheiten im Praxisalltag. Beispielsweise wird eine entdeckte kariöse Läsion an Praxistagen mit geringem Aufkommen an Behandlungen öfter sofort behandelt und an Tagen mit hohem Patientenaufkommen gerne auf einen Folgetermin verschoben.

2.2.3. Zeitmessung der Behandlungsdauer

In der Praxissoftware, welche in der Zahnarztpraxis der Datenerhebung genutzt wurde, wurde keine Zeitmessung der Behandlungsdauer in den einzelnen Patientenkartekarten gepflegt. Grund hierfür ist, dass es im Praxisalltag technisch schwierig ist, ein genaues Abbild der tatsächlichen Behandlungszeit zu dokumentieren, da Karteikarten oft bereits vor der Behandlung geöffnet werden und es im Praxisalltag zu zusätzlichen Wartezeiten nach Beginn der Behandlung im Behandlungszimmer kommen kann. Ebenfalls kann es zu Unterbrechungen einer laufenden Behandlung kommen.

Zur Schätzung der Behandlungsdauer wurden die BEMA-Werte vom Stand des 01.07.2019 des Abrechnungskatalogs „Bayerische Tabelle 2020“ der bayerischen Landes Zahnärztekammer gewählt (BLZK, 2020). Er beinhaltet unter anderem Punktwerte und maximal aufzubringende Zeitwerte der einzelnen Abrechnungspositionen (Abbildung 2).

Leistungsbeschreibung	BEMA Stand 01.07.2019				
	Nr.	Bewert. Zahl	EUR	max. Zeit in Min.	
Aufnahme des Schädels, mehr als 2 Aufnahmen [□]	Ä934c	36	39,86	9,0	
Teilaufn. Schädel, NH, UK, Panorama Kiefer, Halbseite; eine	Ä935a	21	23,25	5,3	
Teilaufn. Schädel, NH, UK, Panorama Kiefer, Halbseite; 2 Aufn. [□]	Ä935b	25	27,68	6,3	
Teilaufn. Schädel, NH, UK, Panorama Kiefer, Halbseite; mehr	Ä935c	31	34,32	7,8	
Orthopantom./Panorama aller Zähne/ 2 Halbseitenaufnahmen [□]	Ä935d	36	39,86	9,0	
Aufnahme ganze Hand, jeweils in 2 Ebenen [□]					
Strahlendiagn. von Teilen des Skeletts, je Ebene/Skelettteil [□]					
Kontrastuntersuchung Kiefergelenk + Punktion + Anästhesie [□]					
Rö.: Nasennebenhöhlen - ggf. auch in mehreren Ebenen [□]					
Rö.-Untersuchung natürl./krankhafter Hohlräume/Fisteln [□]					
Bis 5 Schichtaufnahme(n) (Tomographie), je Projektion [□]					
Zuschlag zu 5010 - 5290 bei Anwend. digitaler Radiographie [□]					
Computergesteuerte Tomographie im Kopfbereich [□]					
Sensibilitätsprüfung der Zähne	Vipr	08	6	6,64	1,5
Behandlung überempfindl. Zahnflächen; je Sitzung (GOZ: je Kiefer)	OZ	10	6	6,64	1,5
Exkavieren u. prov. Verschluss Kavität als alleinige Leist.; unvoll. Füllung	pv	11	19	21,03	4,8
Besondere Maßnahmen beim Präp./Füllen, je Sitzung, je Kieferh./Frontz.	bmf	12	10	11,07	2,5
Anlegen von Spanngummi	bmf	12	10	11,07	2,5
Präparieren, Füllen mit plast. Material, einflächig	F1	13a	32	35,43	8,0
Präparieren, Füllen mit plast. Material, zweiflächig	F2	13b	39	43,18	9,8
Präparieren, Füllen mit plast. Material, dreiflächig	F3	13c	49	54,25	12,3
Präparieren, Füllen mit plast. Material, mehr als dreiflächig; Eckenaufbau	F4	13d	58	64,21	14,5
Einfläch. Kompositfüllg. Seitenzahnb.; bei Amalgam-Allerg./Niereninsuffizienz		13e	52	57,57	13,0
Zweifläch. Kompositfüllg. Seitenzahnb.; bei Amalgam-Allerg./Niereninsuffizienz		13f	64	70,85	16,0
Dreifläch. Kompositfüllg. Seitenzahnb.; bei Amalgam-Allerg./Niereninsuffizienz		13g	84	93,00	21,1

Abbildung 2: Beispielhafter Ausschnitt aus der Punktetabelle „Bayerische Tabelle 2020“ der BLZK

Mit Hilfe des Abrechnungskatalogs „Bayerische Tabelle 2020“ konnten feste Zeitwerte für die einzelnen Behandlungstermine in Korrelation zu den dokumentierten Abrechnungspositionen der Statistik errechnet werden. Dies hat den Vorteil, dass die Auswertung nicht durch individuelle Behandlungsstile der einzelnen Zahnärzte oder durch Zeitdruck im Praxisalltag verfälscht wurden. Für die in den einzelnen Sitzungen aufgebrauchten Abrechnungspositionen wurden die entsprechenden Minutenwerte der Bayerischen Tabelle entnommen und summiert. Somit wurde eine angenäherte Behandlungszeit der jeweiligen Therapie ermittelt.

Die in der Bayerischen Tabelle (Abbildung 2: Beispielhafter Ausschnitt aus der Punktetabelle „Bayerische Tabelle 2020“ der BLZK (Abbildung 2) angegebenen Minutenwerte wurden für eine durchschnittliche kleine Praxis mit einem Mindesthonorarumsatzbedarf pro Stunde von 265 Euro berechnet (BLZK, 2020). Um Minutenwerte für die eigene Praxis zu ermitteln, wird empfohlen diese mit dem Steuerberater auf den eigenen Mindesthonorarumsatzbedarf zu skalieren: „Jeder Zahnarzt ist aufgefordert, ggf. mit seinem Steuerberater, seinen eigenen betriebswirtschaftlichen Minutenwert zu errechnen und die Basiswerte entsprechend anzupassen.“ (BLZK, 2020)

Hierbei zu beachten ist jedoch, dass die in der Bayerischen Liste angegebenen Zeitwerte einen allgemeinen Durchschnitt darstellen sollen und stark von der tatsächlichen Behandlungsdauer abweichen können. Dies ist vor allem darauf zurückzuführen, dass die Zeitwerte allein auf einen reibungslosen und sehr wirtschaftlich ablaufenden Praxisbetrieb beruhen und in aller Regel nicht in Alltagssituationen abzubilden sind. Die Minutenwerte der Bayerischen Liste bilden lediglich die allernötigsten Grundmaßnahmen ab, welche von der allgemeinen Kassenversorgung abgedeckt werden. Zusätzlicher Zeitaufwand durch Privatleistungen oder durch einen individuellen Behandlungsstil wird bei der Berücksichtigung mit der Bayerischen Liste nicht miteinbezogen. Dennoch werden die Minutenwerte zur Auswertung der vorliegenden Studie genutzt, da allgemeingültige Aussagen getroffen werden sollen. Es wird davon ausgegangen, dass die Zeitangaben linear skalierbar sind. Somit sollten sich die Minutenwerte der Bayerischen Liste auf einen individuellen Behandlungsstil anpassen lassen können, indem man sie alle mit einem entsprechenden Faktor multipliziert. Sollte also ein Behandler feststellen, dass er für das Präparieren und Setzen einer einflächigen Zahnfüllung nicht wie in der Bayerischen Liste angegeben 8 Minuten (siehe Nr. 13a in Abbildung 2) sondern 16 Minuten brauchen, so wäre der Faktor 2. Demnach bräuchte derselbe Behandler für das Präparieren und Setzen einer zweiflächigen Füllung 19,6 Minuten (Zeit laut Abbildung 2 multipliziert mit individuellem Faktor, also $9,8 \text{ Minuten} \times 2$).

Außerdem ist zu beachten, dass zusätzlich zur tatsächlichen Behandlungsdauer im Praxisalltag noch Zeit für Reinigung und Vorbereitung des Behandlungszimmers, Aufrufen, Begleiten und Setzen des Patienten und für das Patientengespräch mit dem Behandler und/oder der zuständigen zahnmedizinischen Fachangestellten anfällt.

Bei Patienten mit privater Krankenversicherung wurden die äquivalenten GOZ-Abrechnungspositionen aus dem BEMA Leistungskatalog in die Datenbank übernommen, da es sich bei der vorliegenden Studie um eine rein zeittechnische Auswertung handeln soll. Abrechnungspositionen, welche sich lediglich im Abrechnungskatalog privater Patienten (GOZ, GOÄ) finden und kein Äquivalent im BEMA-Katalog haben, wurden nicht gewertet.

2.2.4. Patientenkollektiv

Auf der oben beschriebenen Weise wurden randomisiert insgesamt 500 Patienten in der angelegten Datenbank registriert, welche im Kalenderjahr 2018 in einer privaten Zahnarztpraxis im Landkreis Miltenberg vorstellig waren.

2.3. Berechnung

In der vorliegenden Analyse sollen allgemeingültige Formeln und Algorithmen zur Schätzung von Behandlungsdauern aufgestellt werden und anhand der Testgruppe auf ihre Relevanz und Anwendbarkeit getestet werden. Hierzu wurden verschiedene Methoden gewählt, die im Folgenden dargestellt werden.

2.3.1. Statistische Varianzanalysen

Zur statistischen Varianzanalyse zweier nicht-parametrischer ordinalskalierten Datengruppen wurde der Mann-Whitney-Test verwendet. Beim Vergleich von mehr als zwei Datengruppen wurde der Kruskal-Wallis-Test verwendet.

Für Korrelationsanalysen des linearen Zusammenhangs zwischen intervallskalierten Merkmalen wurde der Pearson-Korrelation-Test herangezogen.

Der Grad der Signifikanz der Analysen wurde auf einer Skala von einem Asterisk bzw. Stern-Symbol (*; $p \leq 0,05$), zwei Asterisken (**; $p \leq 0,01$), drei Asterisken (***; $p \leq 0,001$)

bis maximal vier Asterisken (****; $p \leq 0,0001$) angegeben. Analysen ohne Signifikanz ($p > 0,05$) wurden mit ns (nicht signifikant) notiert.

2.3.2. Formel zur Prüfung der Optimierung

Um die verschiedenen Methoden auf ihr Potenzial zur Behandlungsdaueroptimierung zu prüfen, wurde eine Formel vom Autor aufgestellt, um die Optimierung in einem Wert ausdrücken zu können.

Es werden hierbei die tatsächlich gemessene Behandlungsdauer [Zeit Ist] der respektiven Sitzung, die Standardzeit [Zeit Standard] (die Länge der üblicherweise vergebenen Zeit für eine Patientenbehandlung) und der prognostizierte Zeitwert [Zeit Berechnet] miteinander verrechnet. Der Wert [Zeit Ist] entspricht der, auf Grundlage der Abrechnungspositionen und den entsprechenden Minutenwerte der „Bayerischen Tabelle“ ermittelte, theoretisch aufgebrauchte Zeitwert der respektiven Therapie. Als Standardzeit [Zeit Standard], also der Zeit, welche üblicherweise pauschal für einen Kontroll- oder Schmerztermin geblockt wird, wurden 16,28 Minuten gewählt. Der Wert von 16,28 Minuten entspricht dem Durchschnitt aller Behandlungsdauern aus der Datenbank, berechnet mithilfe der geleisteten Abrechnungspositionen und deren entsprechende Minutenwerte aus der Abrechnungsliste „Bayerische Liste“ (31). Dieser Wert wurde als Standardzeit gewählt, da die pauschal vergebenen Terminslots (der für eine Sitzung bzw. für einen Patienten reservierte zeitliche Raum im Terminbuch) sich in verschiedenen Zahnarztpraxen, je nach Management, unterscheiden. 16,28 Minuten wird somit als relativ idealer Wert für einen Terminslot betrachtet. Die prognostizierte Zeit [Zeit Berechnet] ist der Wert, welcher maschinell mit verschiedenen und im Folgenden erläuterten Methoden errechnet wird.

Der ausgegebene Wert der aufgestellten, im Folgenden definierten Formel bezeichnet, um wie viel Prozent der Termin hätte optimiert werden können, hätte man anstatt 16,28 Minuten den vorausgesagten Zeitwert gewählt. Ist das Ergebnis negativ, so wurde durch die Prognose statt einer Optimierung eine Verschlechterung (Pessimierung) erreicht; der errechnete Zeitwert [Zeit Berechnet] würde sich also zeitlich weiter von dem tatsächlichen Zeitwert [Zeit Ist] befinden als der pauschal vergebene Terminslot von 16,28 Minuten [Zeit Standard].

Die im Folgenden verwendete Hilfsformel „ABS(x)“ errechnet den Absolutwert bzw. den Betrag eines Wertes x.

Die vom Autor entwickelte Formel lautet wie folgt und wird im Weiteren als „Optimierungsformel“ bezeichnet:

$$\text{Optimierung in \%} = 100 / [\text{Zeit Ist}] * (\text{ABS} ([\text{Zeit Standard}] - [\text{Zeit Ist}]) - \text{ABS} ([\text{Zeit Ist}] - [\text{Zeit Berechnet}]))$$

Zur übersichtlichen Darstellung der einzelnen Variablen und Hilfsformeln der Optimierungsformel werden diese wie folgt nochmals tabellarisch dargestellt:

Tabelle 2: Erläuterungen zu den einzelnen Variablen und Hilfsformeln der „Optimierungsformel“

Optimierung in %	Prozentualer Wert welcher zeigt, um wie viel die Terminplanung hätte optimiert werden können, hätte man anstatt der Standardzeit [Zeit Standard] von 16,28 Minuten den errechneten Zeitwert [Zeit Berechnet] gewählt.
[Zeit Ist]	Tatsächliche Behandlungsdauer der respektiven Sitzung, ermittelt anhand der aufgebrachten Abrechnungspositionen der Behandlung und den entsprechenden Minutenwerten der „Bayerischen Liste“ (31).
[Zeit Standard]	Die Zeit welche üblicherweise pauschal für einen Kontroll- oder Schmerztermin geblockt wird. In dieser Studie wurde hierfür die Konstante 16,28 Minuten gewählt, da sie der Durchschnittszeit aller gemessenen Sitzungen entspricht.
[Zeit Berechnet]	Die prognostizierte Zeit für eine Sitzung, welche anhand der Erkenntnisse der gesammelten Patienten- und Behandlungsdaten maschinell mit verschiedenen Methoden errechnet wird.
ABS(x)	Hilfsformel für das Berechnen des Absolutwertes von x bzw. den Betrag eines Wertes x.

Um den Aufbau und die Ermittlung der Formel noch besser zu veranschaulichen, sollen Beispielzahlen dienen: Geplante Zeit [Zeit Standard] = 16,28 min, tatsächlich aufgebrachte Zeit [Zeit Ist] = 8,5 min und errechnete Zeit [Zeit Berechnet] = 15,20 min. In Worten zusammengefasst fand eine Therapiesitzung statt, welche 8,5 Minuten Zeit in Anspruch genommen hat. Es wurden 16,28 Minuten im Terminplaner ausgeblockt und eine Berechnung hätte vorhergesagt, dass auf Grundlage der Patientendaten wahrscheinlich eine Zeit von 15,20 Minuten notwendig sein wird. Man kann also bereits

feststellen, dass es besser gewesen wäre, hätte man bei der Terminplanung nicht den Standardwert von 16,28 Minuten gewählt, sondern hätte sich auf eine Berechnung verlassen und 15,20 Minuten gewählt, da die Therapiesitzung in Wirklichkeit viel kürzer war. Die Treffgenauigkeit des berechneten Wertes im Vergleich zum Standardwert soll mit einer Zahl, der Optimierung, anhand einer Formel ausgedrückt werden.

Um die Formel aufzustellen wurde zunächst errechnet, wie Nahe die tatsächlich geplante Behandlungszeit [Zeit Standard] = 16,28 min und die errechnete Behandlungszeit [Zeit Berechnet] = 15,20 min an der tatsächlich aufgebrauchten Zeit [Zeit Ist] = 8,50 min liegen. Hierbei ergeben sich die Werte $16,28 \text{ min} - 8,50 \text{ min} = 7,78 \text{ min}$ für [Zeit Standard] und $8,50 \text{ min} - 15,20 \text{ min} = -6,70 \text{ min}$ für [Zeit Berechnet]. Der Wert, welcher näher an 0 liegt, also näher an der tatsächlich aufgebrauchten Behandlungszeit [Zeit Ist], ist der Wert, bei welchem es besser gewesen wäre, ihn als geplante Therapiezeit zu wählen. Man stellt fest, dass man bei der Wahl von [Zeit Berechnet] nur 6,7 Minuten die tatsächliche Therapiedauer verfehlt hätte und bei der Wahl von [Zeit Standard] um 7,78 Minuten „daneben lag“. Um von negativen Zahlen wie -6,7 min auf positive zu kommen und weitere Berechnungen somit zu erleichtern, wurde bei beiden Zwischenergebnissen eine Formel zur Ermittlung des Absolutwertes, also des Betrages dieser Zahl ABS() angewandt. Nun ist nicht mehr ausschlaggebend welches Zwischenergebnis näher an 0 liegt, sondern welches kleiner ist. Das kleinere Zwischenergebnis, in diesem Fall also 6,7 Minuten, entspricht dem „besseren“ Zeitwert. Im nächsten Schritt wurde die Differenz der beiden Zwischenergebnisse berechnet um auszudrücken, ob eine Optimierung oder Pessimierung durch das Errechnen der geplanten Behandlungszeit stattfand und wie hoch bzw. gering diese ist. In dem Zahlenbeispiel würde man also $7,78 \text{ min} - 6,70 \text{ min} = 1,08 \text{ min}$ berechnen. Die Tatsache, dass dieses Ergebnis größer Null und nicht kleiner Null ist beschreibt, dass eine Optimierung und keine Pessimierung stattfand. Um im letzten Schritt einen Optimierungswert in % in Abhängigkeit der tatsächlich aufgebrauchten Behandlungszeit zu erhalten, wird der errechnete Minutenwert von 1,08 nochmals mit [Zeit Ist] = 8,50 min multipliziert und 100 durch dieses Ergebnis geteilt. Man erhält in diesem Fallbeispiel also einen Wert von 12,68%. Nochmals in Worten ausgedrückt: Hätte man anstelle von 16,28 Minuten besser 15,20 Minuten für die Behandlung geplant, so hätte eine Optimierung von 12,68% stattgefunden, denn die tatsächliche Behandlungszeit war lediglich 8,50 Minuten lang.

Zur besseren Veranschaulichung der Optimierungsformel sollen noch zwei erdachte Fallbeispiele vorgestellt werden:

1. Für einen Patienten wurde eine prospektive Behandlungsdauer von 16,28 Minuten im Terminkalender der Praxis ausgeblockt. Die Formel oder Methode zur Vorhersage der Behandlungsdauer prognostizierte 20 Minuten für die Behandlung. Die Behandlung dauerte tatsächlich 30 Minuten. In diesem Fall hätte eine Optimierung von 12,40% stattgefunden, hätte man statt der 16,28 Minuten einen Terminslot von 20 Minuten geblockt.
2. Für einen weiteren Patienten wurde ein Terminslot von 16,28 Minuten im Terminkalender ausgeblockt. Die Formel oder Methode zur Vorhersage der Behandlungsdauer prognostizierte dieses Mal 25 Minuten für die Behandlung. Die Behandlung dauerte tatsächlich lediglich 7 Minuten. In diesem Fall wäre die Anwendung des pauschal vergebenen Terminslots von 16,28 Minuten optimaler, da er näher an der tatsächlich aufgebrauchten Behandlungszeit läge. Die Formel liefert einen Optimierungswert von -124,57%, es fand also eine deutliche Pessimierung statt.

2.3.3. Berechnung durch statistische Durchschnittswerte

Bei dieser Methode wurde für alle in der Datenbank erfassten Eigenschaften bzw. Spalten (im Folgendem auch als Attribute bezeichnet) der durchschnittliche Zeitwert aus allen Datensätzen berechnet. Anschließend wurde bei allen Patientendatensätzen der Durchschnittswert aller berechneten Zeitwerte für dessen individuelle Attribute ermittelt. Inwiefern eine Optimierung dadurch erreicht wurde, wurde durch die zuvor beschriebene Optimierungsformel geprüft.

Am Beispiel: Berechnet werden soll die voraussichtliche Termindauer bei folgender Patientin (Tabelle 3):

Tabelle 3: Beispielhafte, gekürzte Darstellung der Attribute eines Datensatzes aus dem Patientenkollektiv

<i>Geschlecht</i>	<i>Alter</i>	<i>Versicherungstyp</i>	<i>Vorhandene Zähne</i>	
<i>Weiblich</i>	<i>43</i>	<i>Gesetzlich</i>	<i>27</i>	<i>etc.</i>

Es werden sämtliche Attribute auf die einzelnen zeitlichen Durchschnittswerte untersucht, also wie lange wird im Schnitt für alle Patienten in der Altersgruppe 40-49 Jahren aufgebracht, wie lange bei Patienten mit 27 vorhandenen Zähnen etc. Es ergibt sich für jedes einzelne Attribut ein Zeitwert (Tabelle 4).

Tabelle 4: Beispielhafte, gekürzte Darstellung der durchschnittlichen Sitzungsdauern einzelner Attribute eines Datensatzes aus dem Patientenkollektiv

Weibliche Patienten	Patienten der Altersgruppe 40-49 Jahre	Gesetzlich versicherte Patienten	Patienten mit 21-27 vorhandenen Zähnen	
15,18 min	14,93 min	16,43 min	18,24 min	etc.

Die Prognose der voraussichtlichen Termindauer ergibt sich aus dem Durchschnitt der einzelnen ermittelten Zeitwerte, im Beispiel also 15,68 Minuten.

Im letzten Schritt wird anhand der Optimierungsformel festgelegt, um wie viel Prozent eine Optimierung der voraussichtlichen Termindauer im Vergleich zur tatsächlich aufgebrauchten Behandlungsdauer (im Beispielfall 8,5 Minuten) errechnet wurde. Nach Anwendung der Formel ergibt dies im Beispiel eine Optimierung um 7,03%.

2.3.4. Berechnung durch selektierte statistische Durchschnittswerte

Die verschiedenen Eigenschaften der Datensätze wurden auf ihre Relevanz bei der zeitlichen Vorherbestimmung geprüft. Hierzu wurden die Datensätze nach Behandlungsdauer sortiert. Es wurde dann untersucht, welche Patientengruppen in längeren bzw. kürzeren Sitzungen häufiger auftraten. Im Vergleich zur vorherigen Methode wurden dann lediglich die Attribute, welche die größte Aussagekraft über eine lange bzw. kurze Sitzung haben, selektiert. Der Durchschnitt dieser Werte wurde berechnet und diente als prognostischer Zeitwert für zukünftige Behandlungen. Wie zuvor wurde dann anhand der zuvor beschriebenen Optimierungsformel die Optimierung ausgegeben.

2.3.5. Neuronale Netzwerke / Maschinelles Lernen

Anstatt wie zuvor zeitliche Durchschnittswerte für die Berechnung der möglichen Sitzungsdauer zu wählen, wurden drei Modelle des maschinellen Lernens mit den vorhandenen Datensätzen trainiert und anschließend an der Kontrollgruppe getestet.

Es wurden die Methoden des maschinellen Lernens „Convolutional Neural Network“ (CNN), „Multilayer Perception Neural Network“ (MLP) und „Random Forerst“ (RF) gewählt.

Im Folgenden wird auf die Grundkonzepte der einzelnen Methoden eingegangen, wobei die hohe Komplexität der einzelnen Mechanismen nicht berücksichtigt werden kann.

2.3.5.1. Convolutional Neural Network

Das Convolutional Neural Network („faltendes neuronales Netzwerk“, CNN) ist ein auf biologischen Prinzipien inspiriertes Konzept des ML.

Eine der ersten erfolgreichen Pionierarbeiten mit CNN war das Modell „LeNet-5“, entwickelt von Yann LeCun et al. im Jahr 1988 und diente hauptsächlich der automatisierten Computererkennung von Texten und Zahlen (Lecun et al., 1995). Seitdem wurde CNN stetig weiterentwickelt. Das Grundkonzept, welches im Folgenden erläutert wird, ist aber im Prinzip vergleichbar.

Die zu verarbeitenden Daten, mit welchen ein CNN Modell trainiert werden soll, können beispielsweise Bilder sein, welche in einer dreidimensionalen Matrix mit Höhe, Breite und Farbkanäle dargestellt werden und nach bestimmten dargestellten Mustern abgesucht werden können. Der Aufbau besteht aus Filtern (Convolutional Layer) und Aggregations-Schichten (Pooling Layer), welche sich abwechselnd wiederholen. Außerdem gibt es noch am Ende eine oder mehrere Schichten von vollständig verbundenen Neuronen (Dense / Fully Connected Layer) (Abbildung 3). Das besondere des CNN ist das Convolutional Layer, die sogenannte Faltungsebene. In ihr werden die Merkmale der untersuchten Daten erkannt. Am Beispiel der Bildanalyse können dies Konturen, Formen oder Linien sein. Die folgende Schicht (Pooling Layer) verdichtet und setzt die Auflösung erkannter Merkmale herab. Bei dieser Verdichtung und Reduktion gehen überflüssige Informationen verloren und so wird die Datenmenge reduziert, was

die Rechengeschwindigkeit erhöht. Nach einer vordefinierten Anzahl an Wiederholungen dieser zwei Schritte entsteht die vollständig verbundene Schicht (Dense / Fully Connected Layer). Anhand dieser können neue Daten verglichen und klassifiziert werden. Die Klassifizierung erfolgt üblicherweise über die Angabe der Wahrscheinlichkeit einer Übereinstimmung mit einem bekannten Muster (Eichinger et al., 2021).

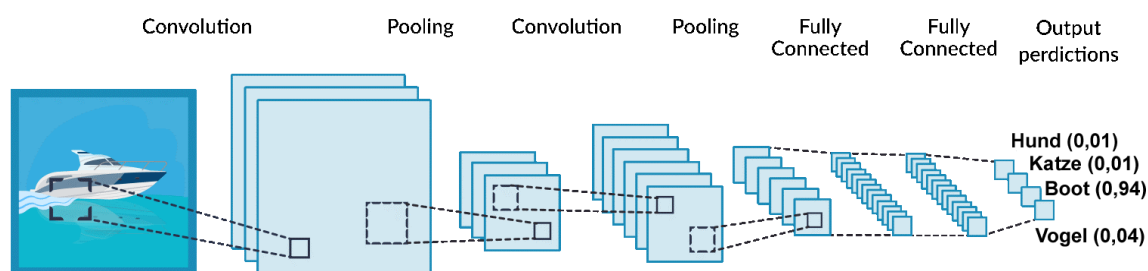


Abbildung 3: Aufbau der verschiedenen Schichten eines CNN am Beispiel der Bilderkennung und Klassifizierung nach untersuchten Mustern

(Quelle: <https://missinglink.ai/guides/convolutional-neural-networks/convolutional-neural-network-tutorial-basic-advanced/>)

CNN wurde bereits vielfach erprobt und wird unter anderem hauptsächlich bei der automatischen Bilderkennung von medizinischen bildgebenden Verfahren verwendet. Es liefert in einigen Fallbeispielen Ergebnisse mit bis zu 99,77% Genauigkeit bei der Klassifizierung verschiedener Krankheitssymptome unterschiedlicher Organe (Anwar et al., 2018). Die Anwendungsgebiete in der computer-gestützten Diagnosefindung basierend auf CNN sind zahlreich; zu ihnen zählen die Klassifizierung und Auswertung von Röntgenbildern, kardiovaskulären CT- und MRI-Aufnahmen und Mikroskopie-Bildern (Lu et al., 2017; Yadav & Jadhav, 2019).

2.3.5.2. Multilayer Perception Neural Network

Multilayer Perception Neural Networks („Mehrlagiges Perzeptron Neuronales Netzwerk“, MLPNN) finden unter anderem Anwendung in Spracherkennung, Bilderkennung und automatischer Übersetzung von Sprache. Das Konzept eines Perzeptrons wurde erstmals 1958 von Frank Rosenblatt vorgestellt und kann mit dem Aufbau eines Neurons verglichen werden (Rosenblatt, 1958). Es besteht aus Eingängen (x), welche

Informationen über Gewichtungen und einem Schwellenwert (w) beinhalten und einer Ausgabe (Abbildung 4).

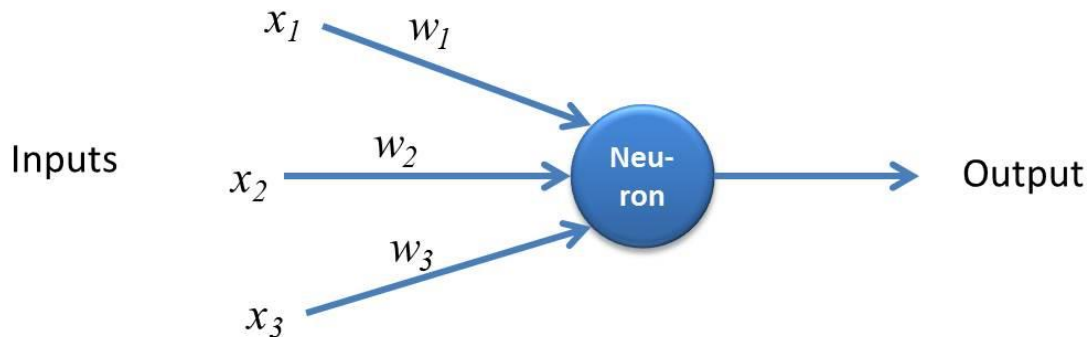


Abbildung 4: Einfache Darstellung eines Perzeptrons

(Quelle: <https://kindsonthegenius.com/blog/what-is-perceptron-how-the-perceptron-works/>)

Ein Perzeptron alleine kann nur eine lineare Klassifikation leisten und ist deshalb nicht in der Lage komplexere Klassifikationen durchzuführen. Deshalb werden beim MLPNN mehrere Perzeptrene in Reihe geschaltet. Sie werden hierfür in Schichten gegliedert, verschaltet und bilden somit ein vollverschaltetes Netz (Abbildung 5). Die erste Schicht, die sogenannte Eingabeschicht, dient dazu einzelne Werte an die verschiedenen Perzeptrene der sogenannten verborgenen Schichten weiterzuleiten. Hier spielt sich die eigentliche Klassifikation ab. Die Perzeptrene der verborgenen Schicht bilden logische Verknüpfungen, um das Lösungsfenster einer Aufgabe immer weiter einzuschränken. Am Ende der Verborgenen Schicht steht die sogenannte Ausgabeschicht, welche die Annäherungswerte zur Klassifizierung der Fragestellung liefert (Parlos et al., 1994).

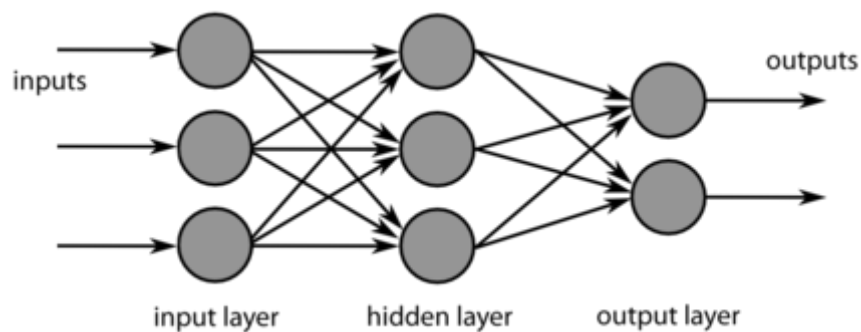


Abbildung 5: Vereinfachte Darstellung der Perzeptron-Schichten im MLPNN

(Quelle: https://de.wikipedia.org/wiki/Deep_Learning)

Orhan et al. (2011) gelang es, ein MLPNN-Modell als Klassifizierungshilfe für die Diagnose in der Epilepsiebehandlung zu testen. Signale von Elektroenzephalogrammen (EEG) wurden datentechnisch aufgearbeitet und zum Trainieren des MLPNN-Modells genutzt. Das Modell lieferte zuverlässige Ergebnisse in der Klassifizierung von EEG-Segmenten (Orhan et al., 2011).

Sonawane et al. stellten 2014 eine Studie vor, in welcher auf Grundlage von verschiedenen Patientendaten mit Hilfe eines MLPNN Herzerkrankungen vorhergesagt und diagnostiziert werden konnten. Das Datenmodell wurde mit aufbereiteten Daten von 13 verschiedenen Patientenattributen trainiert; unter anderem Alter, Geschlecht, Art von Brustschmerzen, Blutdruck, Cholesterin-Werten, Blutzuckerwerte, Ruhe-EKG, maximale Herzfrequenz etc. Beim Testen des Systems lieferte es Ergebnisse mit bis zu 98% Genauigkeit, verglichen mit anderen bestehenden Methoden (Sonawane & Patil, 2014).

2.3.5.3. Random Forest

Ein Random Forest („zufälliger Wald“ oder „Zufallswald“) ist ein Klassifikationsverfahren, welches aus mehreren unkorrelierten sogenannter Entscheidungsbäumen besteht. Das Prinzip beruht auf der Forschung von Tin Kam Ho aus dem Jahr 1995 und wurde seitdem stetig optimiert und weiterentwickelt (Tin Kam, 1995). Es wird vorrangig zur automatischen Erkennung von Mustern in großen Datenmengen verwendet, wie beispielsweise dem Analysieren von Kaufverhalten in der Marktforschung, dem Vorhersagen von Aktienkursen, dem Diagnostizieren von Krankheiten oder der Analyse von Krankenakten.

Das Konzept beruht auf den sogenannten Entscheidungsbäumen, welche jeweils in mehreren Verzweigungen gegliedert sind (Abbildung 6). Diese entstehen, indem Informationen aufgrund ihrer Eigenschaften in Klassen unterteilt werden und somit in die verschiedenen „Zweige“ hierarchisch unterteilt werden bis eine Ergebnisebene erreicht ist. Die Einzelergebnisse der jeweiligen Entscheidungsbäume gehen dann mit einer vorgegebenen Gewichtung in das Gesamtergebnis ein; dieses Prinzip wird hierbei „Bagging“ genannt. Welche Entscheidungskriterien die einzelnen Entscheidungsbäume zum Ermitteln ihrer Ergebnisse verwenden, beruht hierbei zunächst auf einem Zufallsprinzip, sodass sie sich voneinander mehr oder weniger grundsätzlich

unterscheiden. Es entsteht somit ein „Wald“. Die zufällige Varianz der Bäume erhöht die Vorhersagegenauigkeit, wobei jeder Entscheidungsbaum als eigenständiges Modell zur Gesamtentscheidung beiträgt (Segal, 2004).

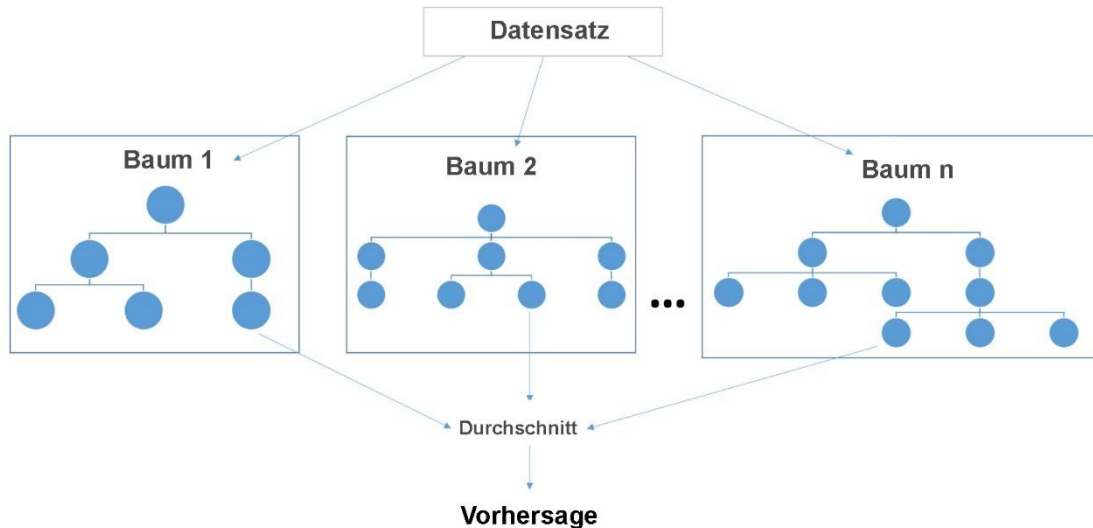


Abbildung 6: Vereinfachte Darstellung des Grundprinzips des Random Forests

(Quelle: <https://towardsdatascience.com/random-forests-and-decision-trees-from-scratch-in-python-3e4fa5ae4249>)

Konkrete Beispiele zur Anwendung im medizinischen Sektor sind zahlreich. Masetic et al. (2016) stellten ein RF-basierendes Modell anhand von Daten von Langzeit-Elektrokardiogrammen vor, um normale und Herzinsuffizienz zu klassifizieren (Masetic & Subasi, 2016).

Fraiwan et al. (2012) brachten ein RF-Modell hervor welches anhand von EEG Messungen eine automatisierte Klassifikation von Schlafphasen errechnete (Fraiwan et al., 2012).

Xu et al. (2017) entwickelten ein RF-Modell zur Risikovorhersage einer Diabetes-Typ II Erkrankung. Es basiert auf typischen Indikatoren von verschiedenen Patientenattributen (Alter, Gewicht, Taillen- und Hüftumfang etc.) und war in der Lage anhand einer umfangreichen, im Modell „erlernten“ Datenbank Parallelen zu Werten von bereits erkrankten Patienten zu erkennen und verlässliche Risikoeinstufungen zu liefern (Xu et al., 2017).

2.4. Verwendete Software zur Erhebung und Verarbeitung von Daten

Die Erhebung der Daten, statistischen Auswertungen und Berechnungen wurden vom Referenden durchgeführt.

Tabelle 5: In der Studie verwendete Software

Name	Hersteller	Version	Funktion	Zweck
Endnote 20	Clarivate Analytics	20	Literaturverwaltung	Sammeln, Organisieren und Darstellen von Literaturquellen
Excel	Microsoft	2019	Tabellenkalkulation	Auswertungen und Aufarbeitung der Datensätze aus der Datenbank
GraphPad Prism	GraphPad Software, Inc.	8.4.3	Statistische Aufarbeitungen und Auswertungen	Durchführung verschiedener Tests und Analysen
phpMyAdmin	The phpMyAdmin Project	4.7.7	Datenbank	Sammeln, Speichern und Ausgeben der gesammelten Datensätze
TensorFlow	Google Brain Team	2.3.1	Framework zur datenstromorientierten Programmierung	Anwendung von ML-Methoden auf die gesammelten Datensätze

3. Ergebnisse

Es wurden Daten aus 350 Patientenkartekarten in der Datenbank erfasst und statistisch ausgewertet.

3.1. Deskriptive Statistik

3.1.1. Demographische Merkmale des Patientenkollektivs

Bei den in der Datenbank erfassten Patientendaten handelt es sich um randomisierte Patienten aus der elektronischen Patientenakte einer privaten Zahnarztpraxis im Landkreis Miltenberg, welche im Kalenderjahr 2018 aufgrund eines Kontrolltermins oder akuten Zahnschmerzen vorstellig waren.

3.1.1.1. Geschlechtsverteilung

Das Patientenkollektiv setzt sich aus 184 weiblichen (53%) und 166 männlichen (47%) Patienten zusammen (Abbildung 7). Somit überwog der weibliche Anteil der Studienpatienten.

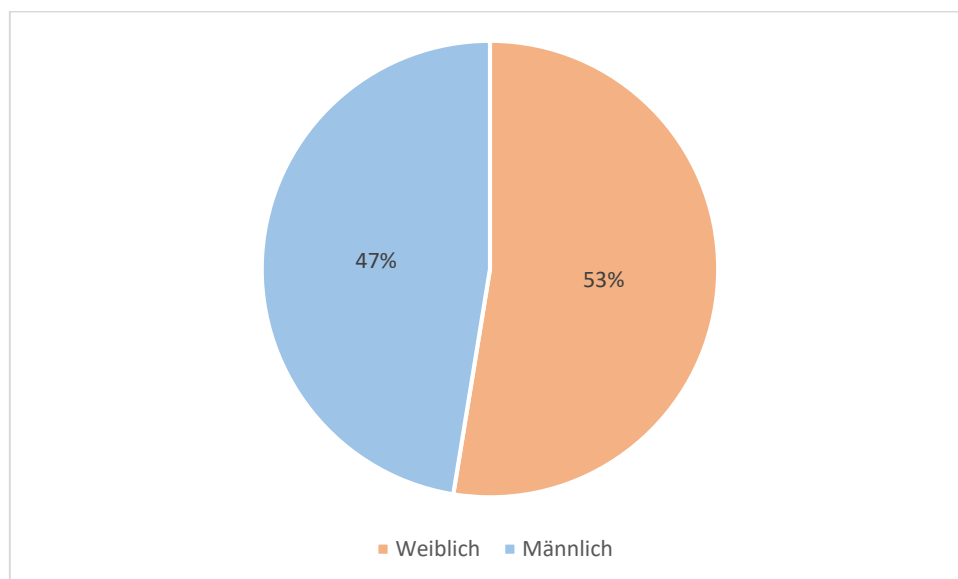


Abbildung 7: Geschlechtsverteilung im Patientenkollektiv

3.1.1.2. Altersverteilung

Das mittlere Alter aller Studienpatienten betrug 40,0 Jahre mit einer Standardabweichung von 21,9 Jahren (Abbildung 8). Das mittlere Alter der weiblichen Patientinnen betrug 42,05 Jahre, das mittlere Alter der männlichen Patienten 37,87 Jahre (Abbildung 9).

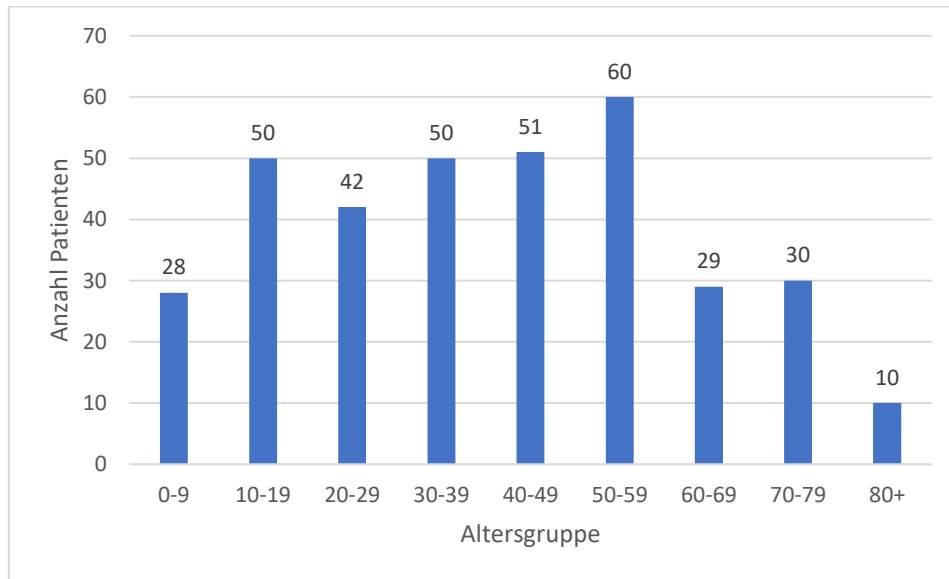


Abbildung 8: Altersverteilung der Studiengruppe

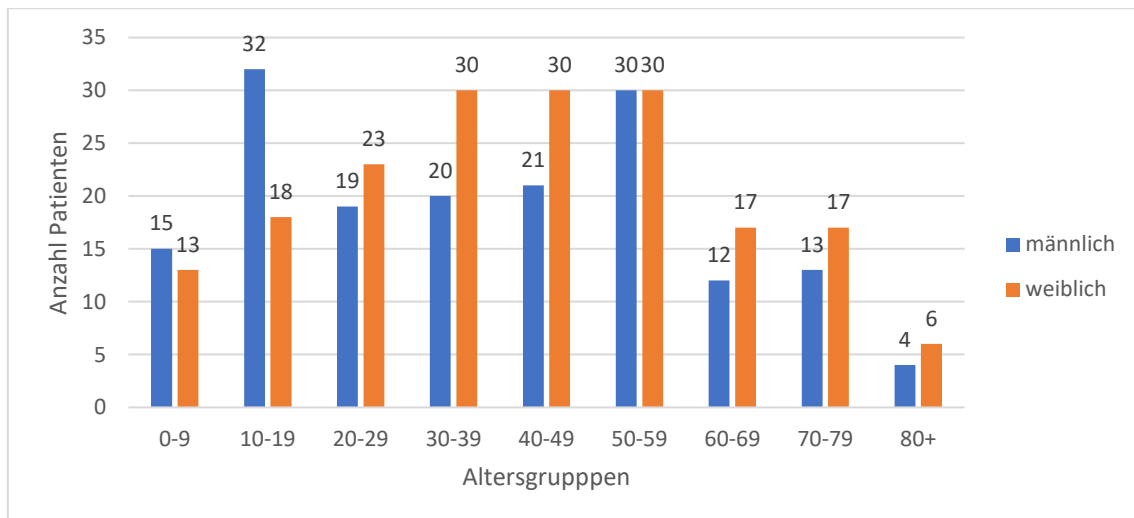


Abbildung 9: Altersverteilung der Studiengruppe mit Unterteilung der Geschlechter

3.1.2. Auswertung der Patientenattribute

Sämtliche gesammelte Patientendaten wurden statistisch ausgewertet und nach aussagekräftigen Relationen untersucht, welche Rückschlüsse auf die Dauer der zahnärztlichen Behandlung bilden könnten.

3.1.2.1. Geschlecht

Die Verteilung der Geschlechter der Untersuchungsgruppe dieser Studie bestand aus einer geringfügigen Mehrheit weiblicher Personen. Die Anzahl der weiblichen Patientinnen betrug 184 (53%) und die Anzahl der männlichen Patienten 166 (47%).

3.1.2.1.1. Prophylaxe und Vorsorge

Der Anteil der untersuchten Patienten, welche regelmäßig zur zahnärztlichen Vorsorgeuntersuchung erschienen sind (Definition der Gruppe in Kapitel 2.2.1.4), wird im Folgenden auch als „Vorsorge-treu“ bezeichnet. Entsprechend werden im Folgenden auch Patienten, welche regelmäßig zur zahnärztlichen Prophylaxe erschienen sind (Kapitel 2.2.1.5), als „Prophylaxe-treu“ bezeichnet.

In der Gruppe der untersuchten Patienten, welche als Vorsorge-treu gelten, finden sich etwas mehr weibliche Patienten (53%). Männliche Patienten erscheinen dagegen etwas seltener zur Vorsorgeuntersuchung (47%). Von allen Frauen sind 65% der Patienten Prophylaxe-treu, unter den Männern lediglich 63% (Abbildung 10).



Abbildung 10: Regelmäßige Vorsorgeuntersuchungen unter weiblichen und männlichen Patienten

Von den Patienten, welche regelmäßig zur Zahnprophylaxe erschienen (mindestens einmal im Jahr zur professionellen Zahnreinigung oder Individualprophylaxe in den letzten drei Jahren), sind 52,0% weiblich und 48,0% männlich. Unter weiblichen Patienten sind das 17,9%, in der Gruppe der Männer 18,0%. Der Gesamtdurchschnitt für Prophylaxe-treue Patienten liegt bei 18,0% (Abbildung 11).

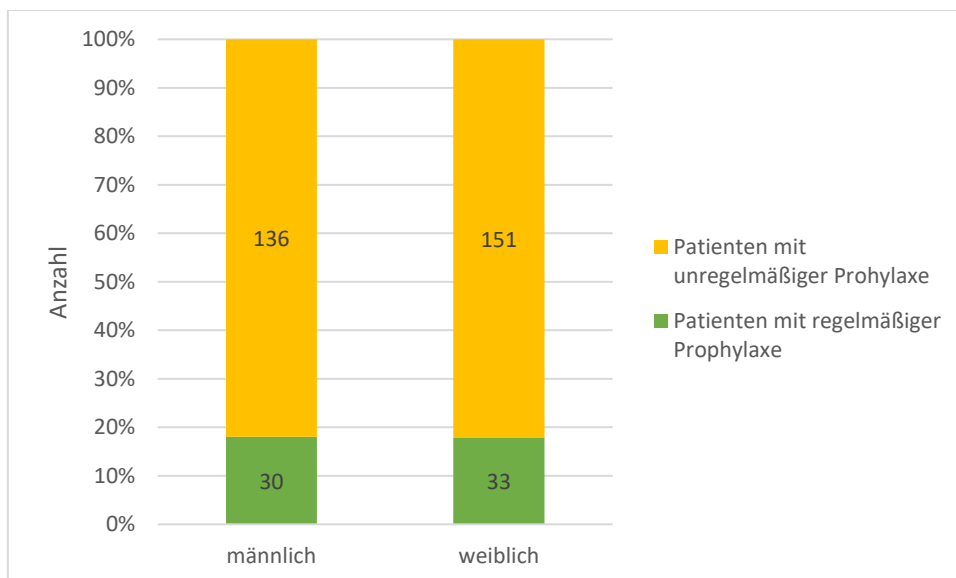


Abbildung 11: Regelmäßige Prophylaxe unter weiblichen und männlichen Patienten

Es besteht kein signifikanter Unterschied, ob weibliche oder männliche Patienten

Prophylaxe-treuer sind. Zu beachten ist jedoch, dass die Individualprophylaxe, welche bei Patienten unter dem 18. Lebensjahr üblicherweise und zuzahlungsfrei durchgeführt wird, eine statistisch verändernde Rolle spielen kann, weswegen ein weiterer Vergleich der Gruppen über und unter dem 18. Lebensjahr herangezogen wurde. Von allen Patienten, ausgenommen Kinder und Jugendliche unter dem 18. Lebensjahr, sind mit 56,0% weibliche Patientinnen regelmäßiger zur Prophylaxe erschienen (Abbildung 12). In der Gruppe der Frauen sind das 10,9%, in der Gruppe der Männer nur 9,6% (Durchschnitt 10,3%). Es zeigt sich somit ein nicht-signifikanter Unterschied zwischen den Geschlechtern ($p=0,80$, ns).



Abbildung 12: Regelmäßige Prophylaxe bei weiblichen und männlichen Patienten ab dem 18. Lebensjahr

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass erwachsene Frauen nur geringfügig motivierter zur Prophylaxe sind als erwachsene Männer.

3.1.2.1.2. Neupatienten

Unter allen Patienten aus der Studiengruppe, welche zum ersten Mal in der Zahnarztpraxis waren, sind 63,0% männliche und 37,0% weibliche Patienten (Abbildung 13). In der Gruppe aller männlichen Patienten sind das 10%, in der Gruppe der weiblichen nur 5%.



Abbildung 13: Verteilung männlicher und weiblicher Neupatienten

Es lässt sich hier ein deutlicher Unterschied zwischen Männern und Frauen sehen.

Betrachtet man die Art der Initialtermine (Vorsorgeuntersuchung oder Termine bei akuten Schmerzen), so ist die Verteilung der Termine für die Vorsorgeuntersuchung etwa gleich unter den Geschlechtern verteilt (140 für männliche Patienten bzw. 48% und 150 für weibliche Patienten bzw. 52%).

3.1.2.1.3. Schmerztermine

Bei der Verteilung der Schmerztermine sind etwas mehr weibliche Patientinnen vertreten. Von allen Schmerzterminen (n=60) sind 34 für weibliche Patienten (52%) und 26 für männliche (43%) (Abbildung 14).

In der Gruppe der weiblichen Patientinnen kamen 82% zur Vorsorgeuntersuchung und 18% wegen Schmerzen. Bei den männlichen Patienten sind es 84% zur Vorsorge und 16% wegen Schmerzen.

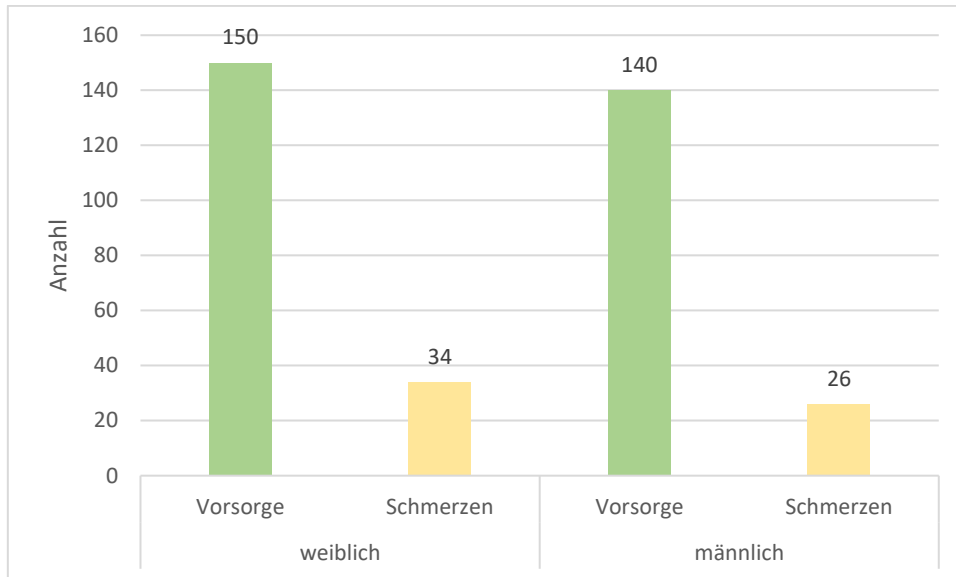


Abbildung 14: Grund zum Initialtermin, in Geschlechter unterteilt

3.1.2.1.4. Notwendigkeit für Folgetermine

Im nächsten Schritt wurde die Notwendigkeit für Folgetermine nach dem Initialtermin untersucht. Von allen Patienten, welche zur Vorsorgeuntersuchung („01“) vorstellig waren (n=290), brauchten männliche Patienten (n=149) 9-mal mindestens einen Folgetermin (6%). Weibliche Patientinnen (n=150) hingegen brauchten mit 17-mal (11%) häufiger mindestens einen Folgetermin als männliche.

Ein gegenteiliges Ergebnis zeichnet sich beim Vergleich der Notwendigkeit zum Folgetermin bei Schmerzfällen ab. Hier waren 27% (26 von 60 Terminen) der Folgetermine für männliche Patienten und nur 24% (34 von 60 Terminen) für weibliche Patienten zu verzeichnen.

3.1.2.1.5. Anzahl der vorhandenen Zähne

Mit einem Median von 26 hatten weibliche und männliche Patienten im Schnitt gleich viele vorhandene Zähne, es zeigt sich also ein statistisch nicht-signifikanter Unterschied bei der Geschlechterverteilung bezüglich dieser Variablen (Abbildung 15). Bei

weiblichen Patienten lag die Standardabweichung bei 0,49, bei männlichen bei 0,45 (p=0,80).

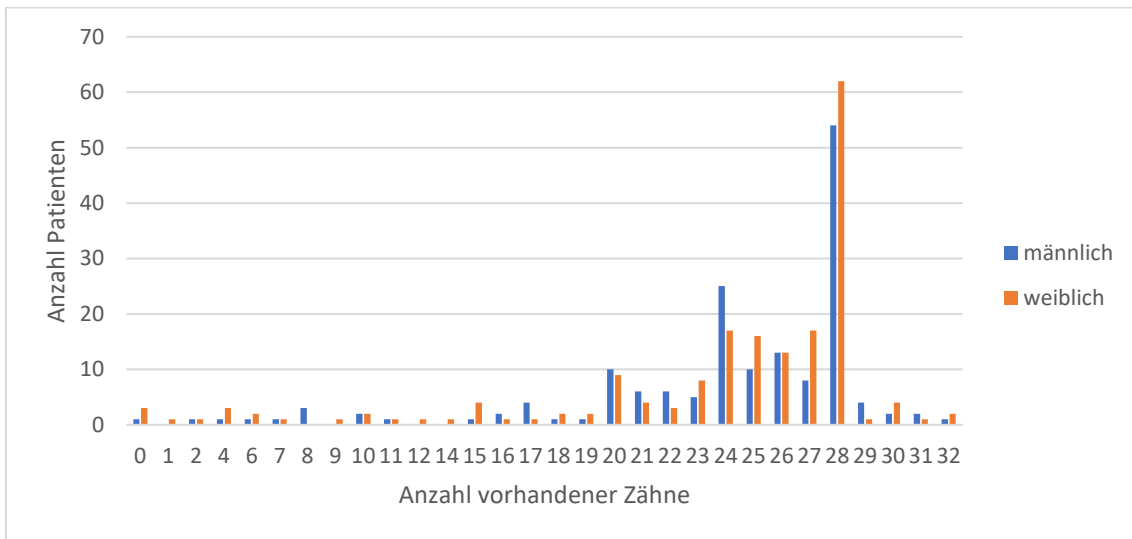


Abbildung 15: Anzahl vorhandener Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts

3.1.2.1.6. Fehlende Zähne

Ebenfalls hatten weibliche Patienten mit im Durchschnitt $3,14 \pm 6,22$ (Durchschnitt \pm Standardabweichung) etwas mehr fehlende Zähne im Vergleich zu männlichen Patienten mit durchschnittlich $2,56 \pm 5,11$ (Abbildung 16). Der Gesamtdurchschnitt fehlender Zähne (ausgenommen fehlender Weisheitszähne oder fehlender Milchzähne) betrug $2,86 \pm 5,72$, der Median für beide Geschlechter betrug jeweils 0 fehlende Zähne. Es zeigt sich kein statistisch signifikanter Unterschied (p=0,32).

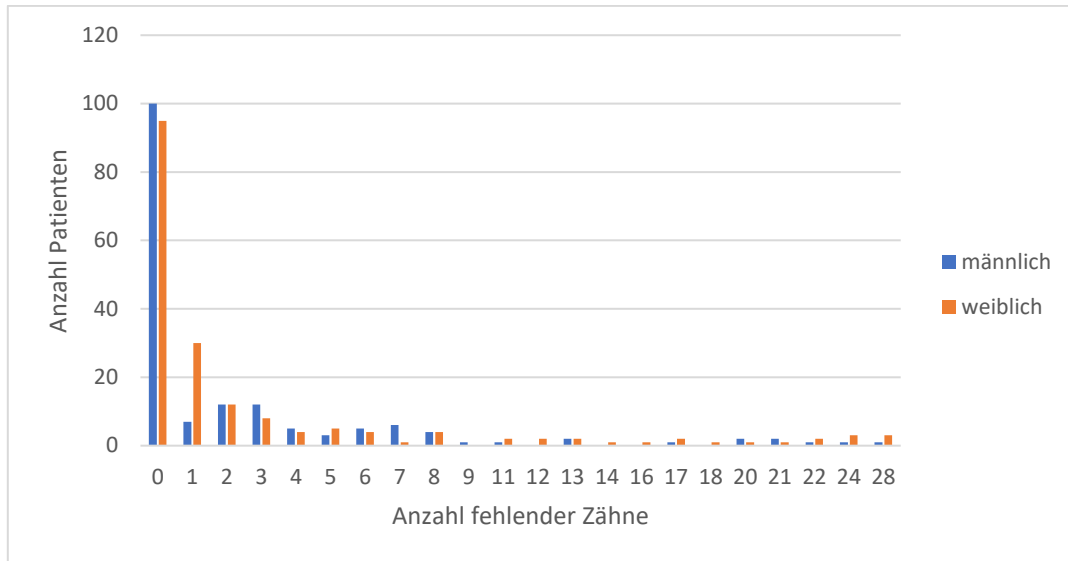


Abbildung 16: Anzahl fehlender Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts

3.1.2.1.7. Prothetisch unversorgte Zahnlücken

Auch im Vergleich der prothetisch nicht versorgten Zahnlücken wiesen weibliche Patienten mit durchschnittlich $0,3 \pm 0,87$ Zahnlücken geringfügig eine höhere Zahl auf als männliche Patienten mit einem Wert von $0,27 \pm 0,84$ (Gesamtdurchschnitt $0,28 \pm 0,85$) (Abbildung 17). Der Median betrug bei beiden Geschlechtern 0 unversorgte Zahnlücken. Die Ausführung des Mann-Whitney Tests zeigte auch hier keinen statistisch signifikanten Unterschied ($p=0,41$).

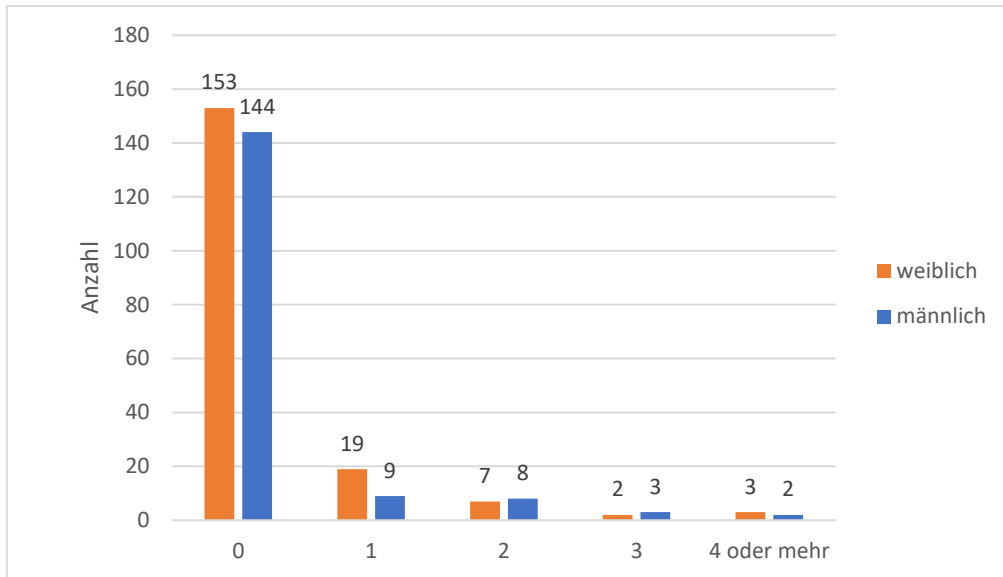


Abbildung 17: Anzahl unversorgter Zahnlücken bei weiblichen und männlichen Patienten

3.1.2.1.8. Kariöse Läsionen

Bei den im Befund vorliegenden kariösen Läsionen fanden sich bei allen weiblichen Patienten etwas mehr Zähne mit Karies (durchschnittlich $0,3 \pm 1,23$) im Vergleich zu den männlichen Patienten (durchschnittlich $0,23 \pm 0,87$) bei einem Gesamtdurchschnitt von $0,27 \pm 1,07$ Zähnen mit kariöser Läsion (Abbildung 18). Der Median betrug bei beiden Gruppen 0 kariöse Läsionen, es zeigte sich kein statistisch signifikanter Unterschied ($p=0,59$).

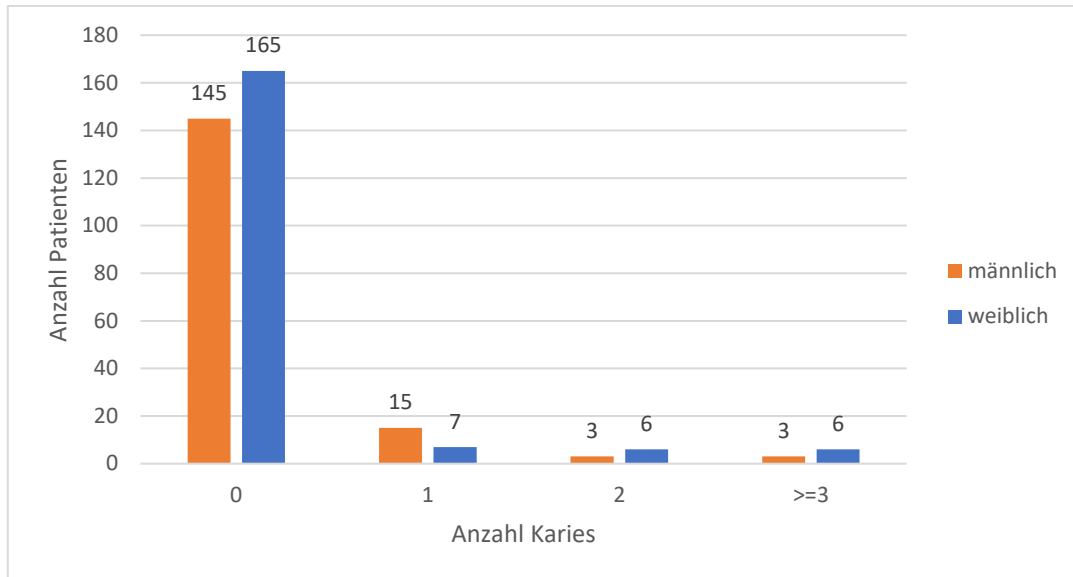


Abbildung 18: Anzahl kariöser Läsionen in Abhängigkeit des Geschlechts

3.1.2.1.9. Anzahl wurzelkanalbehandelte Zähne

Ein ähnliches Bild zeichnet sich in der Begutachtung der vorhandenen wurzelkanalbehandelten Zähne ab. Weibliche Patienten hatten im Schnitt $0,72 \pm 1,42$ vorhandene Wurzelkanalbehandlungen im Vergleich zu männlichen Patienten mit $0,64 \pm 1,25$ (Gesamtdurchschnitt $0,68 \pm 1,34$ Wurzelkanalbehandelte Zähne). Auch hier betrug der Median für beide Geschlechter 0 wurzelkanalbehandelter Zähne und es war kein statistisch signifikanter Unterschied festzustellen ($p < 0,53$) (Abbildung 19).

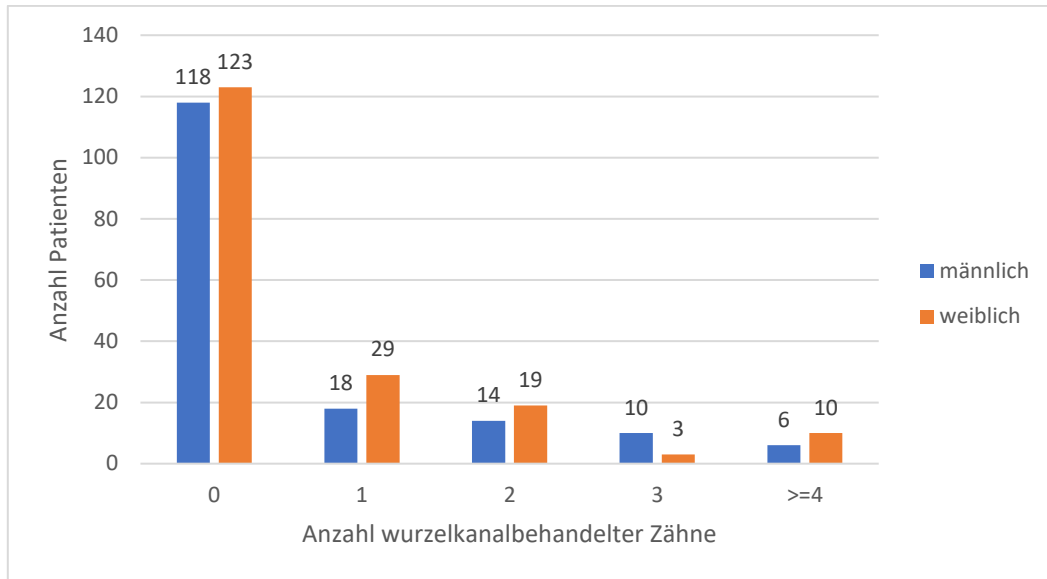


Abbildung 19: Anzahl vorhandener wurzelkanalbehandelter Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts

3.1.2.1.10. Bestehende Zahnfüllungen

Bei der Anzahl der vorhandenen Zahnfüllungen ist ein leichter, statistisch aber nicht signifikanter Unterschied zwischen den untersuchten Gruppen zu beobachten (Abbildung 20). Weibliche Patienten wiesen durchschnittlich mit $5,07 \pm 5,1$ mehr Füllungen auf als männliche Patienten mit $4,43 \pm 4,28$ Zahnfüllungen (Median weibliche: 3, männliche: 4) Im Gesamtdurchschnitt hatten alle Patienten $4,77 \pm 4,73$ vorhandene Zahnfüllungen ($p=0,56$).

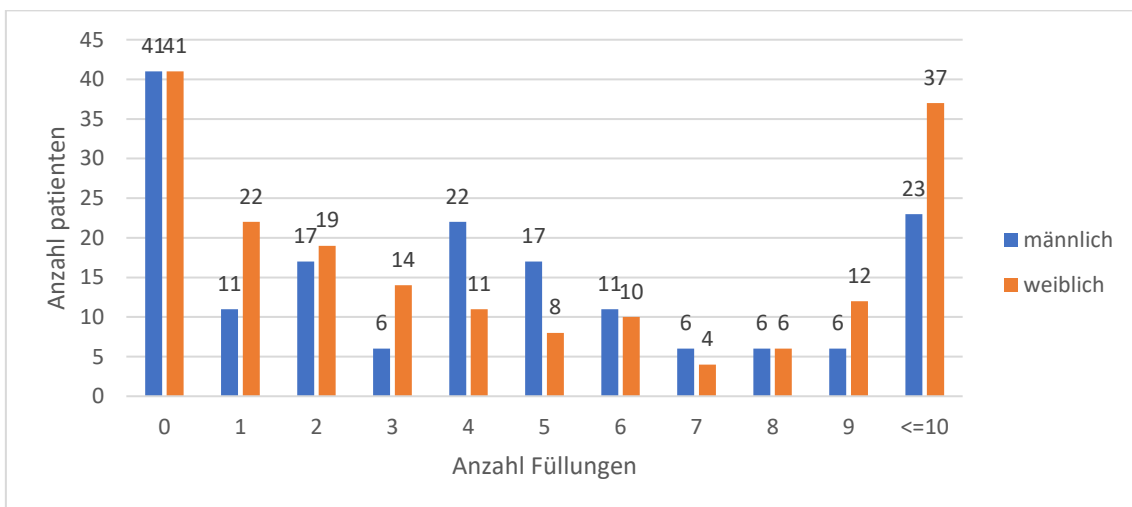


Abbildung 20: Anzahl vorhandener Zahnfüllungen in Abhängigkeit des Geschlechts

3.1.2.1.11. Durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunktwert und Behandlungszeit

Bei der Untersuchung der stattgefundenen zahnärztlichen Behandlungen zeigt sich, dass pro zahnärztliche Sitzung durchschnittlich Abrechnungspositionen im Wert von 64,85 BEMA Abrechnungspunkten geleistet wird. Im Vergleich der Geschlechter werden hier mit durchschnittlich 67,69 Punkten bei männlichen Patienten mehr Abrechnungspunkte geleistet als bei weiblichen Patienten mit durchschnittlich 62,35 Punkten. Es ergibt sich also eine durchschnittliche Punktedifferenz von 5,34 Punkten pro Sitzung. Ein durchgeführter t-test zeigte keinen signifikanten Unterschied in Bezug auf die dokumentierten Abrechnungspositionen der beiden Gruppen ($p=0,30$, ns).

Es wurde bei weiteren Auswertungen zusätzlich noch zwischen Patienten unter oder ab dem 18. Lebensjahr differenziert. Grund hierfür ist, dass es bei Kindern und Jugendlichen zweimal im Kalenderjahr möglich ist, die Individualprophylaxe durchzuführen, welche mit ihrem relativ hohen Punktwert die Gesamtauswertung etwas verfälschen könnte.

Bei der Gruppe der Patienten ab dem 18. Lebensjahr (einschließlich) liegt der Gesamtdurchschnitt der aufgebrauchten BEMA Abrechnungspunkten bei 62,01 pro Behandlung, bei männlichen Patienten bei 62,74 und bei weiblichen Patienten bei 61,43 Punkten. Das ergibt einen Geschlechterunterschied von 1,31 Punkten ($p=0,70$, ns).

Bei der Gruppe der Patienten unter dem 18. Lebensjahr (exklusiv) liegt der Gesamtdurchschnitt der aufgebrauchten BEMA Abrechnungspunkten bei 77,53, bei männlichen Patienten bei 84,79 und bei weiblichen Patienten bei 67,71 Punkten. Das ergibt einen Geschlechterunterschied von 17,05 Punkten ($p=0,18$, ns).

Der Vergleich der oben genannten Gruppen ergibt, dass bei jungen Patienten im Schnitt signifikant mehr BEMA Abrechnungspunkte abgerechnet werden (77,53) als bei Patienten ab dem 18. Lebensjahr (62,01). Ein durchgeführter t-test zum Vergleich der Gruppen „Patienten jünger als 18 Jahre“ und „Patienten ab dem 18. Lebensjahr“ zeigte einen signifikanten Unterschied in Bezug auf die dokumentierten Abrechnungspunktwerte ($p=0,0194$, *).

Bei dem Patientenkollektiv ab dem 18. Lebensjahr sind die Unterschiede der Geschlechter weniger signifikant (1,31 Punkte Unterschied) im Vergleich zu denen unter

dem 18. Lebensjahr (17,05 Punkte unterschied). Es zeigt sich, dass der größte Zeitaufwand bei jungen männlichen Patienten im Vergleich zu weiblichen, jungen Patienten aufgebracht wird (Tabelle 6).

Tabelle 6: Übersicht durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunkte pro Sitzung in Abhängigkeit von Alter und Geschlecht.

Alter	Durchschnitt beider Geschlechter	Weibliche Patienten	Männliche Patienten	Differenz zw. den Geschlechtern	Signifikanz
Alle	64,85	62,35	67,69	5,34	p=0,30, ns
>= 18 Jahre	62,01	61,43	62,74	1,31	p=0,70, ns
< 18 Jahre	77,53	67,74	84,79	17,05	p=0,18, ns

In Bezug auf die Behandlungszeit ergibt sich im Gesamtdurchschnitt aller Patienten ein Mittelwert von 16,27 Minuten, welcher bei der Differenzierung zwischen den Geschlechtern bei männlichen Patienten mit 17,05 Minuten etwas höher liegt als bei weiblichen Patienten mit 15,58 Minuten. Der Unterschied zwischen den Gruppen ist wenig signifikant (p=0,26, ns).

Bei Patienten ab dem 18. Lebensjahr wird der Unterschied noch geringer. Es ergibt sich ein Mittelwert von 15,32 Minuten. Bei weiblichen Patienten sind 15,18 Minuten und bei männlichen 15,49 Minuten (p=0,72, ns) zu verzeichnen.

Deutlicher wird der Unterschied bei der Betrachtung der Daten für Patienten unter dem 18. Lebensjahr. Hier wurde pro Behandlung im Schnitt eine Zeit von 20,50 Minuten aufgebracht. Bei Jungen ist dieser Zeitwert mit 22,41 Minuten wesentlich höher als bei Mädchen mit 17,92 Minuten. Der wie in den zuvor analysierten Gruppen durchgeführte t-Test liefert den geringsten p-Wert. Der Unterschied wird zwar noch als „nicht-signifikant“ betitelt, ist jedoch im Vergleich am deutlichsten bei den Patienten unter dem 18. Lebensjahr (p=0,17, ns). Die Ergebnisse wurden in Tabelle 7 zusammengefasst.

Tabelle 7: Übersicht durchschnittlich aufgebrachter Behandlungszeit in Abhängigkeit des Alters und des Geschlechts

Alter	Gesamtgruppe	Weibliche Patienten	Männliche Patienten	Differenz zw. den Geschlechtern	Signifikanz
Alle	16,27 min	15,58 min	17,05 min	1,47 min	p=0,26, ns
>= 18 Jahre	15,32 min	15,18 min	15,49 min	0,31 min	p=0,72, ns
< 18 Jahre	20,50 min	17,92 min	22,41 min	4,49 min	p=0,17, ns

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass weibliche Patientinnen im Schnitt eine geringfügig größere Anzahl von zahnärztlichen Befundungen aufweisen, denn sie haben durchschnittlich geringfügig mehr Füllungen, mehr vorhandene Karies, mehr wurzelkanalbehandelte Zähne, weniger vorhandene Zähne und mehr Zahnlücken (prothetisch versorgt oder nicht) als männliche Patienten. Die Unterschiede stellten sich bei sämtlichen verglichenen Attributen jedoch als statistisch nicht signifikant heraus. Dennoch lässt sich bei der Auswertung der zahnärztlichen Behandlungen und den geleisteten Abrechnungspositionen feststellen, dass Männer im Schnitt etwas mehr Zeit pro Behandlung benötigen.

3.1.2.2. Alter

Wie zuvor genauer beschrieben liegt das durchschnittliche Alter des Patientenkollektivs bei 40 Jahren.

3.1.2.2.1. Art der Krankenversicherung

Die meisten Patienten des Kollektivs sind gesetzlich versichert. Lediglich 13 Patienten der gesamten 350 Patienten sind privat versichert. Es ist festzustellen, dass der prozentual größte Anteil der Privatpatienten in den Altersgruppen 30-79 Jahren liegt. Die

Altersgruppe 60-69 Jahre ist mit 11,5% die am prozentual stärkste mit Privatpatienten vertretende (Abbildung 21).

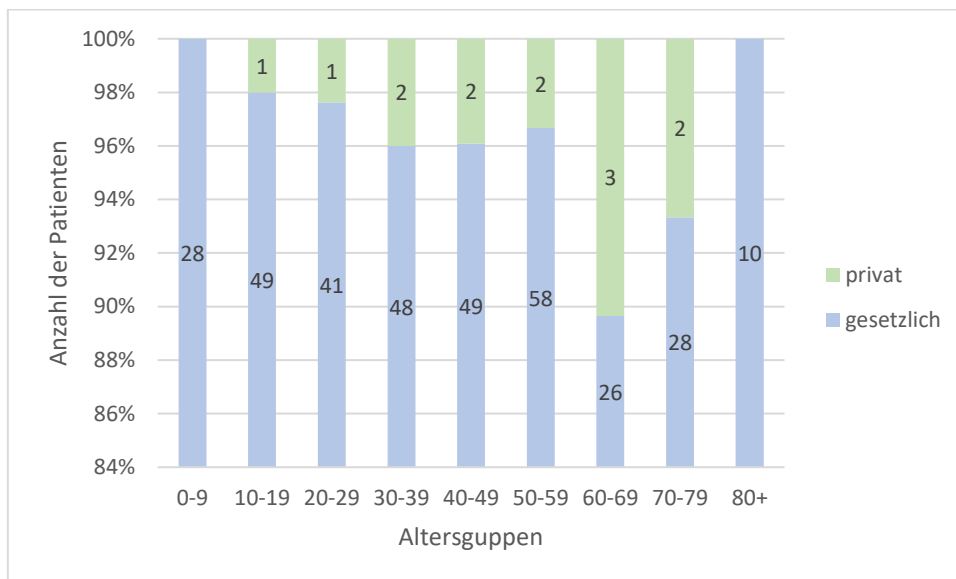


Abbildung 21: Prozentuale Einteilung der Altersgruppen in privat- oder gesetzlich Versicherte

3.1.2.2.2. Prophylaxe und Vorsorge

Unter den Patienten, welche regelmäßig die Zahnarztpraxis zur Prophylaxe aufsuchen, also mindestens einmal im Kalenderjahr in den vergangenen 3 Jahren zur professionellen Zahnreinigung oder Individualprophylaxe vorstellig waren, liegt das durchschnittliche Alter bei 31 Jahren, bei unregelmäßig konsultierenden Patienten bei 41 Jahren. Wie in folgender Abbildung 22 zu sehen, sind Patienten bis zum etwa 10. Lebensjahr noch etwa in gleichen Teilen regelmäßig und unregelmäßig zur Prophylaxe vorstellig. Mit steigendem Alter nimmt die Diskrepanz zu und erreicht ein Maximum in den Altersgruppen 30-59 Jahren, in welchem die meisten Patienten unregelmäßig Prophylaxe-Maßnahmen in Anspruch nehmen. Lediglich in der Altersgruppe 10-19 Jahre finden sich mehr Patienten welche die Prophylaxe regelmäßig durchführen lassen als solche, welche es unregelmäßig tun, wie in Abbildung 22 zu sehen:

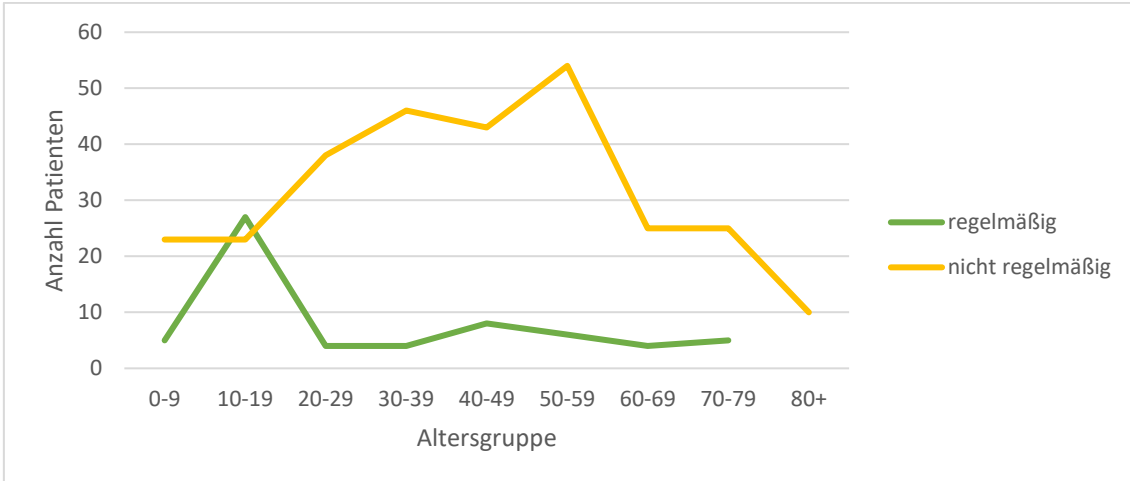


Abbildung 22: Vergleich der Altersgruppen in Bezug auf regelmäßige bzw. unregelmäßige Prophylaxe

Unter Patienten, welche regelmäßig (mindestens einmal im Kalenderjahr in den letzten 3 Jahren) zur zahnärztlichen Vorsorge in Behandlung waren, liegt das Durchschnittsalter bei 42 Jahren. Bei Patienten, welche dies nicht taten und demnach in die Gruppe „Vorsorge-unregelmäßig“ eingestuft wurden, liegt das durchschnittliche Alter bei 37 Jahren (Abbildung 23).

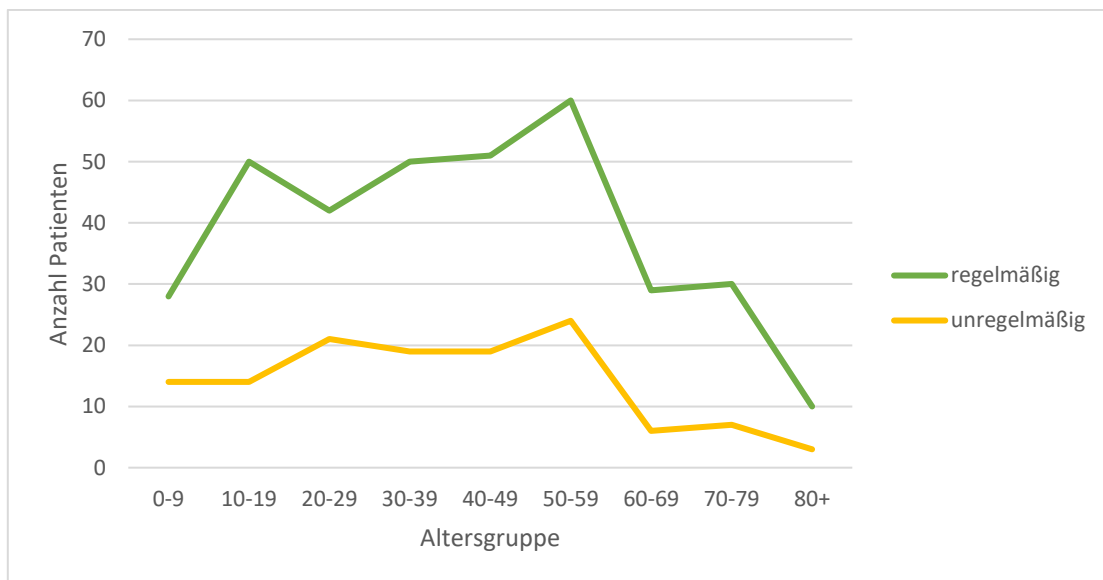


Abbildung 23: Vergleich der Altersgruppen in Bezug auf regelmäßige bzw. unregelmäßige Vorsorgeuntersuchungen

Es lässt sich also zusammenfassen, dass jüngere Patienten prinzipiell häufiger zur zahnärztlichen Vorsorgeuntersuchung gehen als ältere. Grundsätzlich gibt es mehr Patienten, unabhängig vom Alter, welche regelmäßig zur Vorsorgeuntersuchung erscheinen als unregelmäßige. Die Diskrepanz zwischen den verglichenen Gruppen nimmt in höheren Altersgruppen, ab ca. 60 Jahren, eher ab: Patienten scheinen in diesen Altersgruppen häufiger regelmäßig die zahnärztliche Vorsorgeuntersuchung aufzusuchen als nicht.

3.1.2.2.3. Neupatienten

Bei der Einteilung der verschiedenen Altersgruppen in Neupatienten und Patienten, welche schon einmal in der Praxis vorstellig waren (Nicht-Neupatienten) fällt auf, dass in den Altersgruppen 20-59 Jahren quantitativ die meisten Neupatienten im Kollektiv zu finden sind. Prozentual gesehen zeichnet sich jedoch die Altersgruppe 80+ mit 20% Neupatienten ab, in der Altersgruppe 50-59 Jahren sind es nur 13,33% und in der Altersgruppe 10-19% finden sich 0%, also gar keine Neupatienten (Abbildung 24).

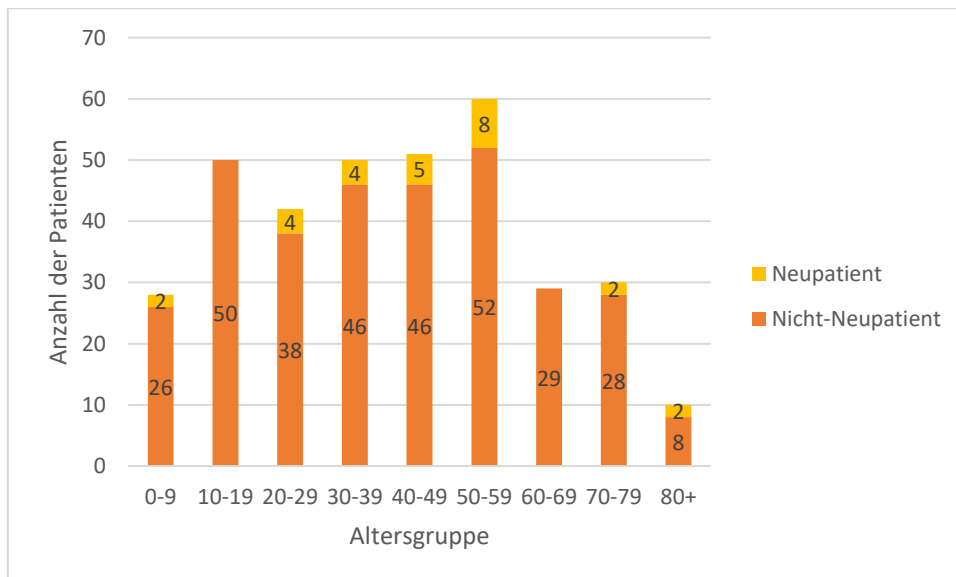


Abbildung 24: Verteilung der Neupatienten in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.4. Initialtermine

Im Vergleich der Initialtermine (Erstvorstellung eines Neupatienten aufgrund einer Vorsorgeuntersuchung oder Schmerzen) ist zu beobachten, dass das Durchschnittsalter von Patienten für Schmerzfälle (44 Jahre) im Durchschnitt höher liegt als für Kontrolltermine (40 Jahre). In Abbildung 25 kann man die prozentuale Verteilung der Terminarten in den verschiedenen Altersgruppen erkennen. Die prozentual meisten Schmerzfälle treten bei Patienten im Alter von 30 bis 59 Jahren auf, es ist jedoch kein signifikanter Unterschied in einer bestimmten Altersgruppe zu beobachten.

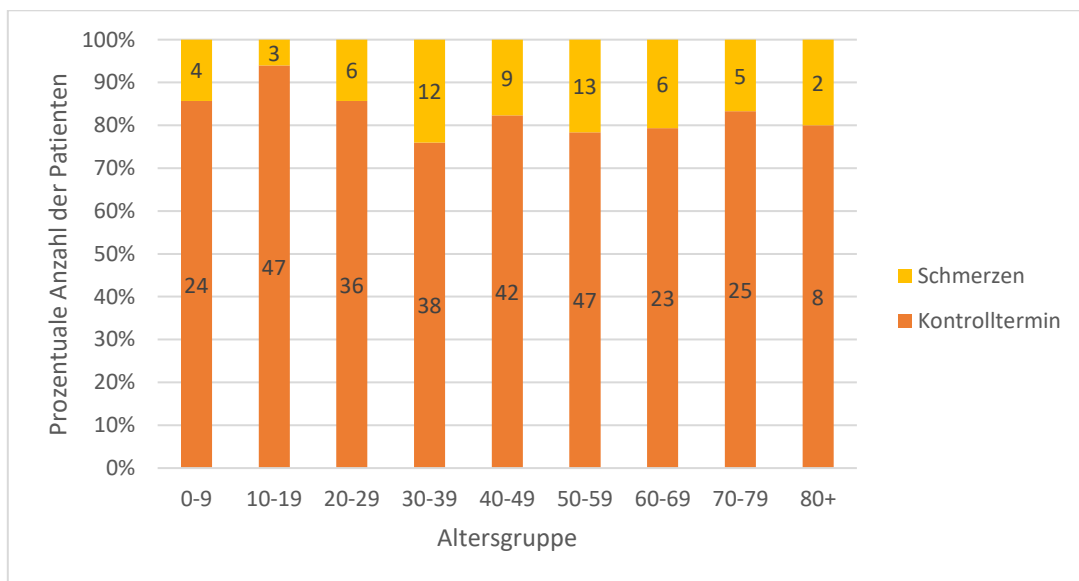


Abbildung 25: Prozentuale Aufteilung der Arten der Initialtermine in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.5. Anzahl vorhandener Zähne

Die durchschnittliche Anzahl vorhandener Zähne steigt (begründet durch den altersgemäßen Durchbruch der bleibenden Zähne) bei den Altersgruppen der jüngeren Patienten bis zur Altersgruppe der 20-29-jährigen Patienten an und erreicht dort auch ihr maximum von 27,8 vorhandenen Zähnen. Ab diesem Punkt nimmt die durchschnittliche Anzahl zunächst leicht ab und ab der Altersgruppe der 50-59-jährigen etwas steiler ab. Die niedrigste Anzahl liegt in der Gruppe der 80+-jährigen mit durchschn. 14,3 vorhandenen Zähnen (Abbildung 26). Die Durchführung einer Varianzanalyse bestätigt

einen signifikanten Unterschied zwischen den verschiedenen Altersgruppen in Hinsicht auf die Anzahl vorhandener Zähne ($r=-0,28$, $p<0,0001$, ****).

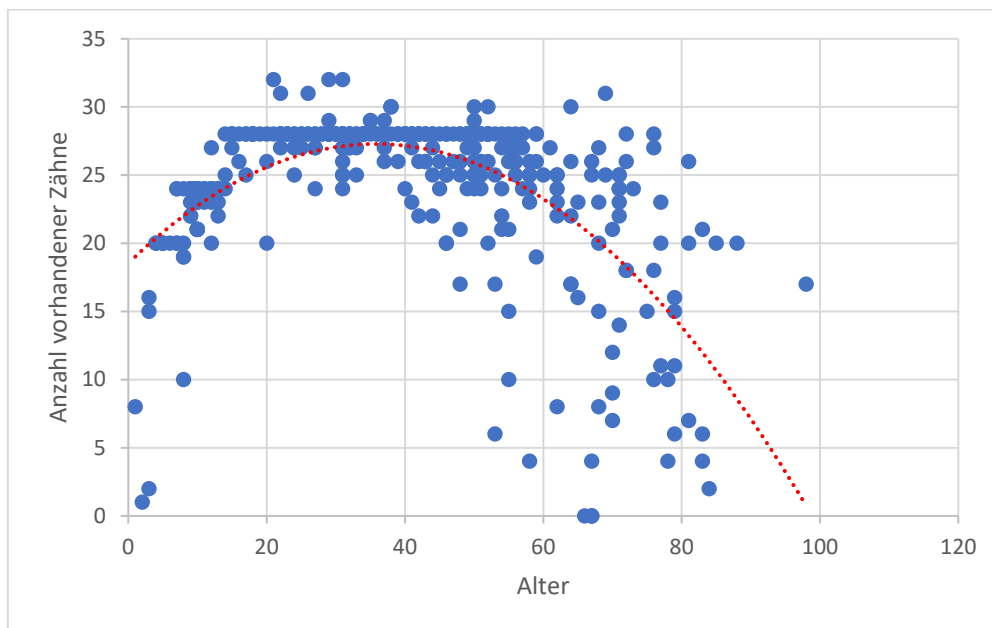


Abbildung 26: Verteilung vorhandener Zähne in Abhängigkeit des Alters

3.1.2.2.6. Anzahl fehlender Zähne

Bei der Betrachtung der durchschnittlichen Anzahl fehlender Zähne in den Altersgruppen ist ein mit dem Alter steigender Trend zu sehen. Ab einem Alter von ca. 50 Jahren nimmt die Anzahl deutlich zu und erreicht ein Maximum bei der Altersgruppe der 80+ Jährigen Patienten mit im Schnitt 13,2 fehlenden Zähnen (Abbildung 27). Der Pearson Test bestätigte eine statistische Signifikanz der Abhängigkeit des Alters und der Anzahl fehlender Zähne ($r=0,55$, $p<0,0001$, ****).

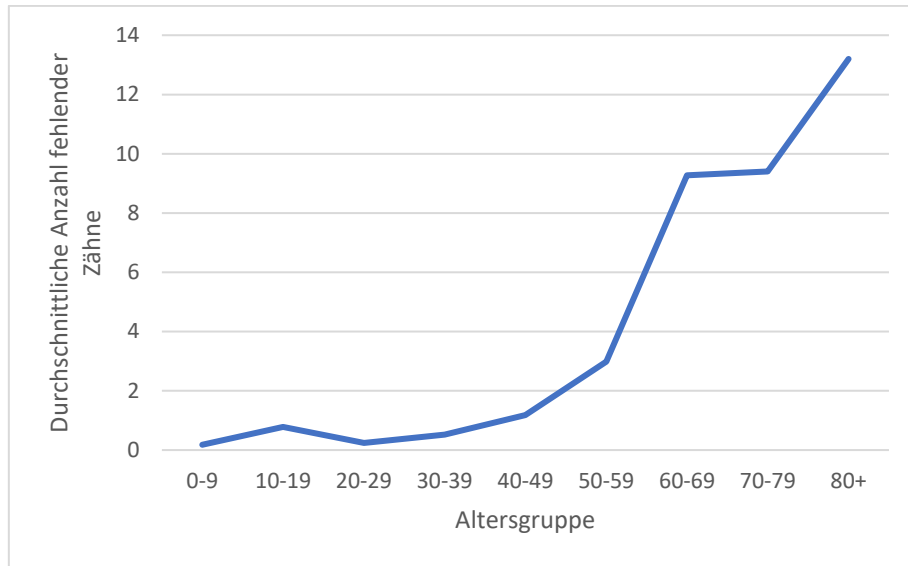


Abbildung 27: Durchschnittliche Anzahl fehlender Zähne in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.7. Anzahl vorhandener Zahnfüllungen

Auch bei der Betrachtung der vorhandenen Zahnfüllungen zeigten sich statistisch signifikante Unterschiede in den Altersgruppen ($r=0,26$; $p<0,0001$; ****). Die durchschnittliche Anzahl der vorhandenen Zahnfüllungen ist mit ca. 7 Füllungen in den Altersgruppen der 30-39-jährigen am höchsten. In folgenden, älteren Altersgruppen sind Zahnfüllungen dann wieder seltener zu finden (Abbildung 28).

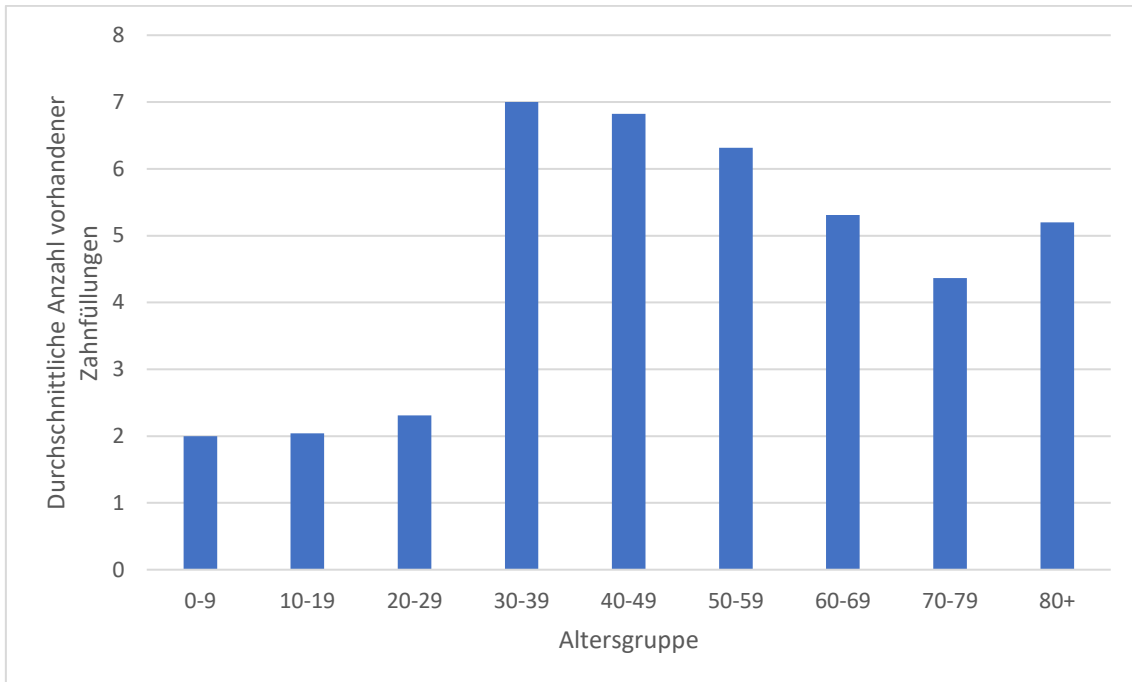


Abbildung 28: Anzahl durchschnittlich vorhandener Anzahl Zahnfüllungen in den verschiedenen Altersgruppen

Da die Tatsache, dass Zahnfüllungen ab der Altersgruppe von 30-39-jährigen Patienten quantitativ seltener zu finden sind, paradox erscheint, wurde ein Vergleich zwischen der durchschnittlichen Anzahlen vorhandener Zahnfüllungen und der durchschnittlichen Anzahl vorhandener Zähne im folgenden Graphen (Abbildung 29) durchgeführt. Die abgebildeten Graphen haben vor allem im Bereich der älteren Patienten einen ähnlichen Verlauf.

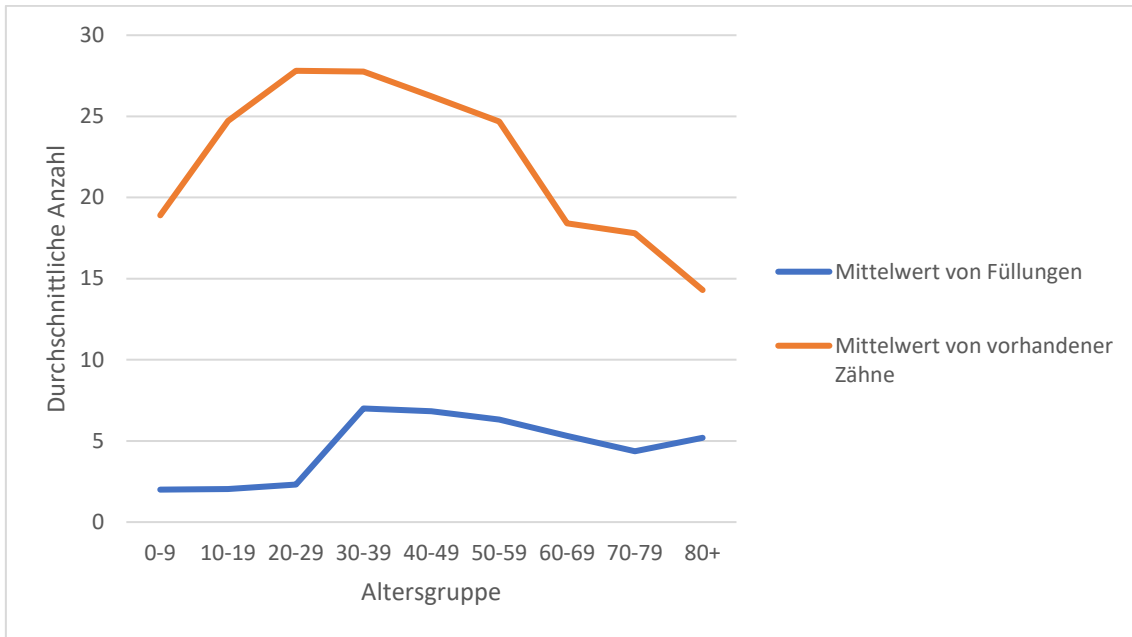


Abbildung 29: Vergleich der durchschnittlichen Anzahlen für vorhandene Zahnfüllungen und vorhandene Zähne in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.8. Prothetisch unversorgte Zahnlücken

Die durchschnittliche Anzahl prothetisch nicht versorgter Zahnlücken spiegelt sich im nächsten Graphen (Abbildung 30) wider. Der Varianztest deutete auf eine mittelstarke Signifikanz der Unterschiede der einzelnen Altersgruppen hin ($r=0,19$; $p=0,0005$; ***). Keiner der Patienten in den Altersgruppen 0-9 und 10-19 hatte unbehandelte Zahnlücken. Die meisten unbehandelten Zahnlücken fanden sich in der Patientengruppe der 60-69-jährigen mit durchschnittlich $0,82 \pm 1,51$ Zahnlücken. In den folgenden zwei ältesten Altersgruppen nimmt dieser Mittelwert wieder etwas ab (Abbildung 30). Zu erklären ist dies mit der stärker zunehmenden Anzahl fehlender Zähne, was zu weniger Zahnlücken nach dieser Definition führen kann.

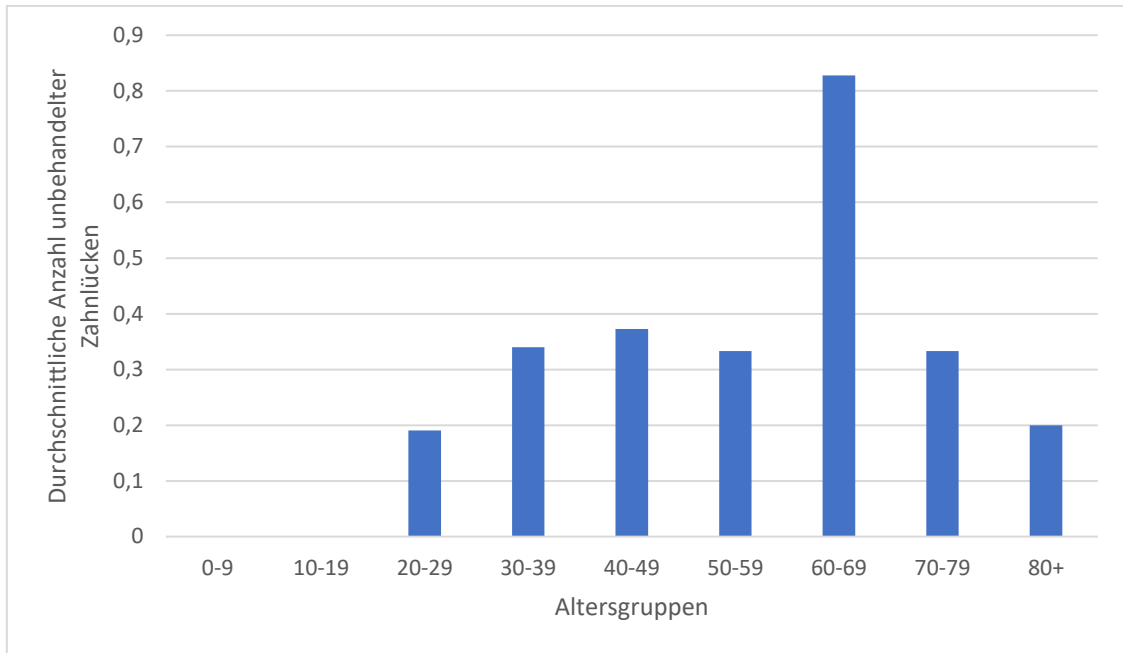


Abbildung 30: Durchschnittliche Anzahl unbehandelte Zahnlücken in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.9. Kariöse Läsionen

Bei der Betrachtung der Datenanalyse der Anzahl vorhandener kariöser Läsionen in den verschiedenen Altersgruppen zeigen sich deutliche Unterschiede. In den Altersgruppen der 0-9, 10-19 und 60-69-jährigen zeigen sich keine statistischen Auffälligkeiten. Die Gruppen der 20-29 ($0,57 \pm 1,78$; $p=0,04$; *) und 30-39-jährigen Patienten ($0,56 \pm 1,90$; $p=0,04$; *) hatten die durchschnittlich größte Anzahl vorhandener kariöser Läsionen (Abbildung 31).

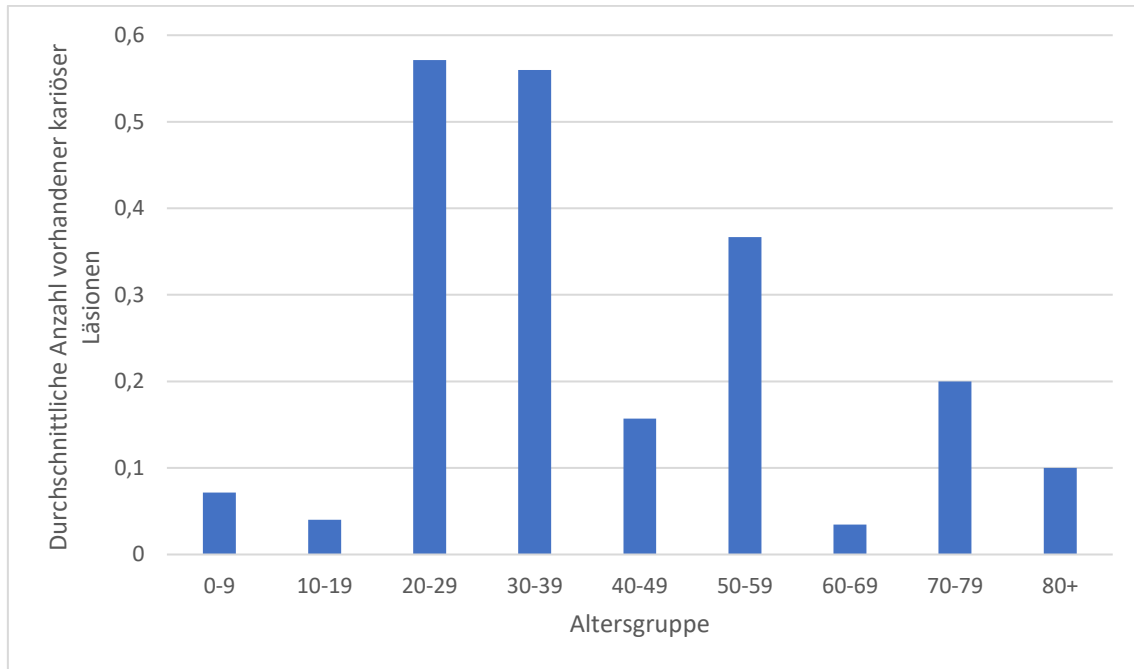


Abbildung 31: Verteilung der durchschnittlichen Anzahl kariöser Läsionen in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.10. Anzahl wurzelkanalbehandelter Zähne

Es fällt ein steigender Trend bei der Betrachtung der durchschnittlichen Anzahl wurzelkanalbehandelter Zähne in den verschiedenen Altersgruppen auf. Keine der Patienten der Studiengruppe in den Altersgruppen 0-9 und 10-19 Jahren wies wurzelkanalbehandelte Zähne auf. Ab der Gruppe der 20-29 Jährigen steigt die durchschnittliche Anzahl fast kontinuierlich mit jeder weiteren Gruppe an und erreicht ihr Maximum in der Altersgruppe der 80+ Patienten. Zu beachten ist, dass die errechneten Mittelwerte nicht in Relation zu den vorhandenen Zähnen stehen und die Anzahl fehlender Zähne wie zuvor beschrieben im höheren Alter tendenziell abnimmt. Es ist also festzustellen, dass mit steigendem Alter der Testpatienten nicht nur die Anzahl der wurzelkanalbehandelten Zähne, sondern auch das Verhältnis zwischen vorhandenen Zähnen und wurzelkanalbehandelten Zähnen stark zunimmt (Abbildung 32). Betrachtet man die einzelnen Zähne eines Patienten der höheren Altersgruppen, so ist die Wahrscheinlichkeit, dass diese endodontisch behandelt sind, wesentlich höher als bei den jüngeren Patienten ($r=0,36$; $p<0,0001$; ****).

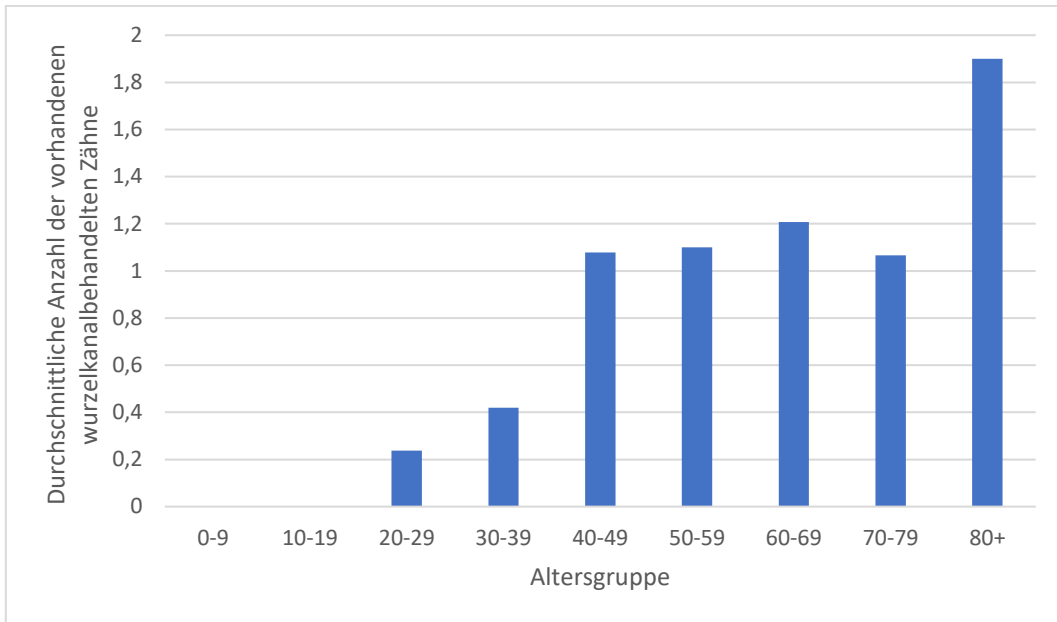


Abbildung 32: Durchschnittliche Anzahl vorhandener wurzelkanalbehandelter Zähne in den verschiedenen Altersgruppen

3.1.2.2.11. Durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunktwert und Behandlungszeit

Untersucht man die im Durchschnitt abgerechnete Anzahl der Abrechnungspositionen in den einzelnen Sitzungen, so ergibt sich folgende Einstufung (Abbildung 33):

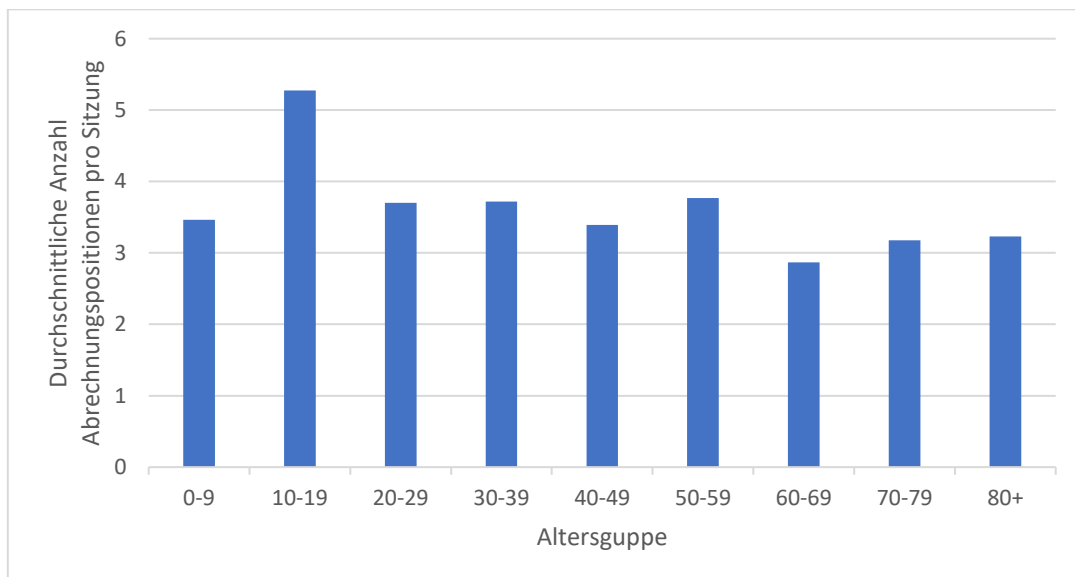


Abbildung 33: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen in den verschiedenen Altersgruppen

Es sticht die Altersgruppe der 10-19-jährigen hier mit durchschnittlich 5,27 Abrechnungspositionen hervor. Der größte beeinflussende Faktor ist hier womöglich die Aufwendung der Individualprophylaxe bei minderjährigen Patienten, kombiniert mit häufiger vorkommenden kariösen Läsionen im Vergleich zur jüngeren Altersgruppe 0-9, vor allem bei den Jungen. Die niedrigste Anzahl der Abrechnungspositionen (2,8) wurden in der Altersgruppe der 60-69-jährigen dokumentiert.

Ein ähnliches Bild zeichnet sich bei der Betrachtung der durchschnittlich aufgewendeten Behandlungszeit (Abbildung 35) und der Anzahl der abgerechneten BEMA-Punkte (Abbildung 34) in den verschiedenen Altersgruppen ab. Auch hier sticht die Gruppe der 10-19-jährigen hervor, während sich die Werte in allen anderen Altersgruppen nicht stark voneinander unterscheiden.

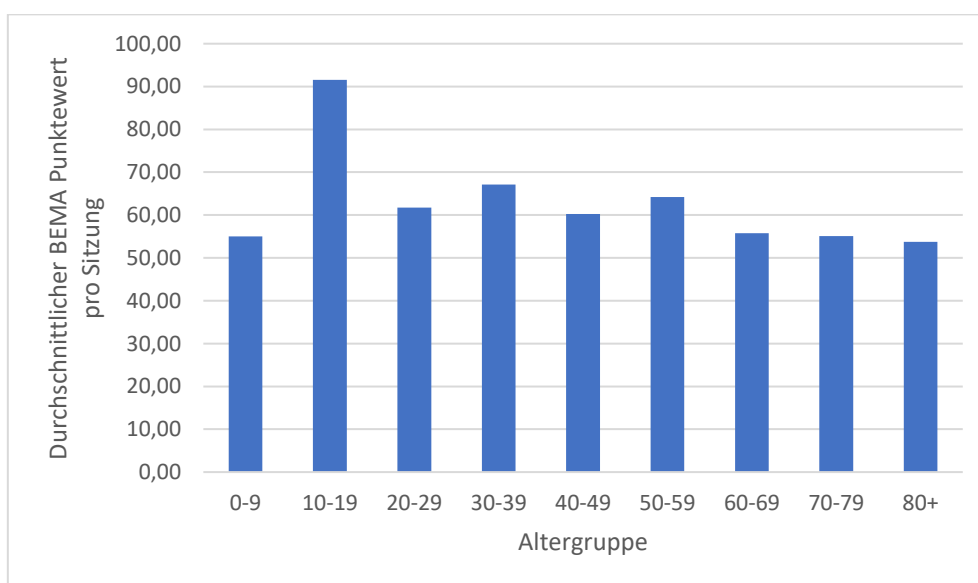


Abbildung 34: Durchschnittlicher Wert der abgerechneten Positionen in BEMA-Punkten in den pro Sitzung verschiedenen Altersgruppen

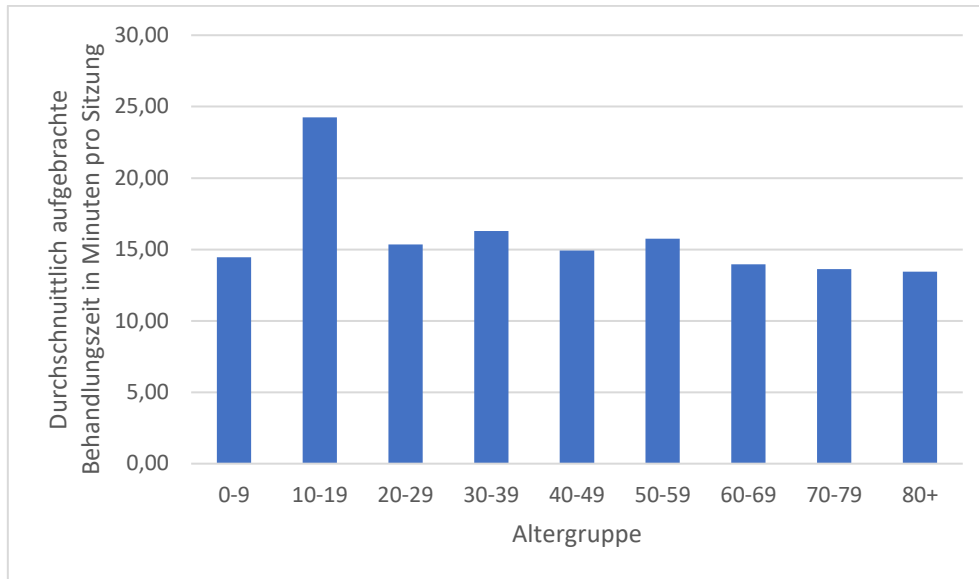


Abbildung 35: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit pro Sitzung in den verschiedenen Altersgruppen

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass bei steigendem Alter in der Regel zwar die Anzahl der befundeten Daten erhöht, bei der geplanten Berechnung für die voraussichtliche Behandlungsdauer jedoch die junge Altersgruppe der 10-19-jährigen mit dem höchsten Zeitaufwand zu berücksichtigen ist.

Die Ergebnisse in Bezug auf Abrechnungspositionen, Punktwerte und Zeit pro Sitzung wurden in folgender Tabelle (Tabelle 8) zusammengefasst. Zusätzlich wurde bei jeder Altersgruppe noch ein Signifikanztest durchgeführt. Dieser beschreibt in wie weit sich die jeweilige Gruppe in Bezug auf durchschnittliche Behandlungsdauer von allen anderen Gruppen abhebt. Die Gruppe der 10-19 war die Einzige die sich durch eine sehr hohe Signifikanz in Bezug auf Behandlungszeit pro Sitzung ($p < 0,0001$; ****) abhebt.

Tabelle 8: Übersicht der Altersgruppen und deren durchschnittliche Anzahl an Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit je Sitzung und die Signifikanz der Behandlungszeit im Vergleich mit den anderen Gruppen

Altersgruppe	Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	Ø BEMA Punkte pro Sitzung	Ø Zeit pro Sitzung	Signifikanz der Ø Zeit pro Sitzung
0-9	3,46	54,00	14,44 min	p=0,43; ns
10-19	5,28	91,53	24,24 min	p<0,0001; ****
20-29	3,70	62,10	15,43 min	p=0,61; ns
30-39	3,72	67,11	16,30 min	p=0,98; ns
40-49	3,40	60,25	14,93 min	p=0,37; ns
50-59	3,77	64,19	15,76 min	p=0,71; ns
60-69	2,87	55,73	13,96 min	p=0,30; ns
70-79	3,18	55,06	13,62 min	p=0,20; ns
80+	3,23	53,77	13,45 min	p=0,42; ns

3.1.2.3. Versicherungstyp

Die absolute Mehrheit der Patienten des Kollektivs sind gesetzlich versichert. Lediglich 13 der 350 Patienten (4%) haben eine private Krankenversicherung (Abbildung 36):

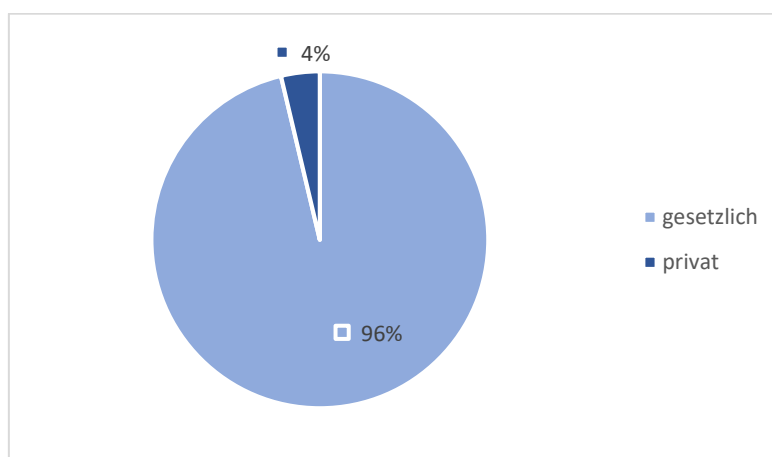


Abbildung 36: Verteilung des Versicherungstyps

3.1.2.3.1. Prophylaxe und Vorsorge

Es fällt auf, dass privat versicherte Patienten seltener zur regelmäßigen Routineuntersuchung (mindestens einmal im Jahr in den letzten drei Jahren) erscheinen als gesetzlich versicherte Patienten. Nur 46% von den privat versicherten Patienten kamen regelmäßig, bei den gesetzlich versicherten waren es 64% (Abbildung 37).

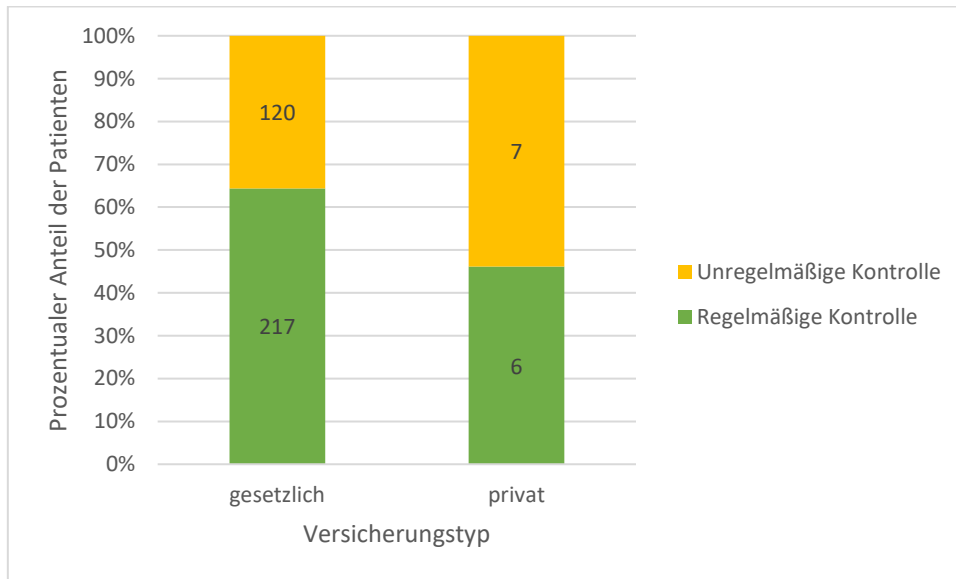


Abbildung 37: Prozentualer Anteil der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Kontrollpatienten, nach Versicherungstyp aufgeteilt

Ein gegenteiliger Trend ist beim Vergleich der regelmäßigen Prophylaxe zu beobachten. Hier sind privat versicherte Patienten mit 38% regelmäßiger bei der Zahnprophylaxe anzutreffen als gesetzlich Versicherte mit gerade mal 17% (Abbildung 38).

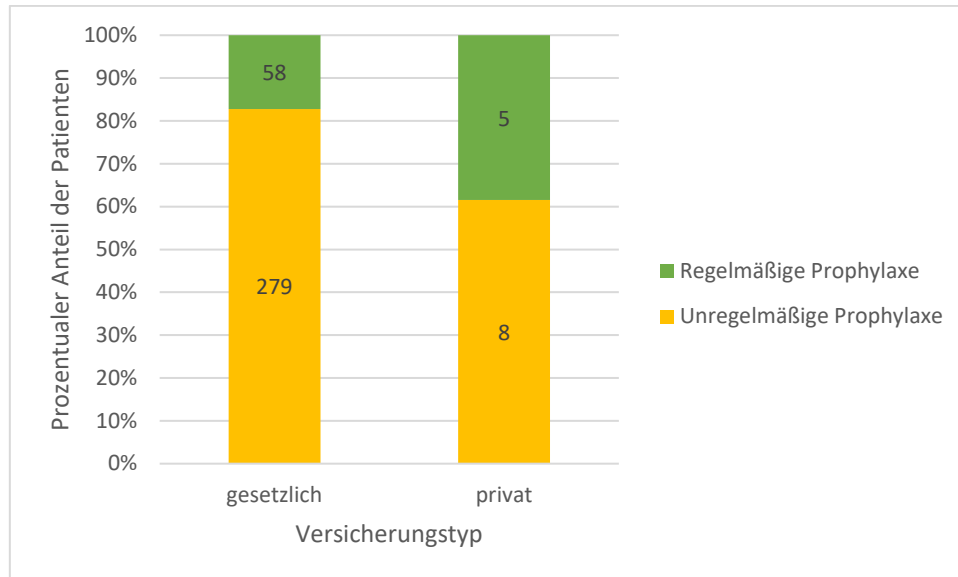


Abbildung 38: Prozentualer Anteil der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Prophylaxepatienten, nach Versicherungstyp aufgeteilt

3.1.2.3.2. Weitere Differenzen der Attribute

Eine allgemein geringfügig bessere zahnmedizinische Versorgung bei Patienten mit privater Versicherung im Vergleich zu gesetzlich Versicherten lässt sich in folgenden Auswertungen der Daten feststellen. Privatpatienten (priv.) haben im Durchschnitt $1,62 \pm 2,47$ fehlende Zähne im Gegensatz zu gesetzlich versicherten Patienten (ges.) mit durchschn. $2,91 \pm 5,80$ fehlenden Zähnen ($p=0,70$; ns) (Abbildung 39), mehr Zahnfüllungen (priv. $5,46 \pm 5,20$; ges. $4,74 \pm 4,72$; $p=0,59$; ns) (Abbildung 40), weniger unbehandelte Zahnlücken (priv. $0,08 \pm 0,28$, ges. $0,29 \pm 0,87$; $p=0,47$; ns) (Abbildung 41) und weniger vorhandene kariöse Läsionen (priv. $0,23 \pm 0,60$, ges. $0,27 \pm 1,10$; $p=0,77$; ns) (Abbildung 42). Der einzige Unterschied der beiden Gruppen zeigte sich mit geringer statistischer Signifikanz bei der Anzahl wurzelkanalbehandelter Zähne (priv. $1,38 \pm 1,98$; ges. $0,65 \pm 1,30$; $p=0,04$; *) (Abbildung 43).

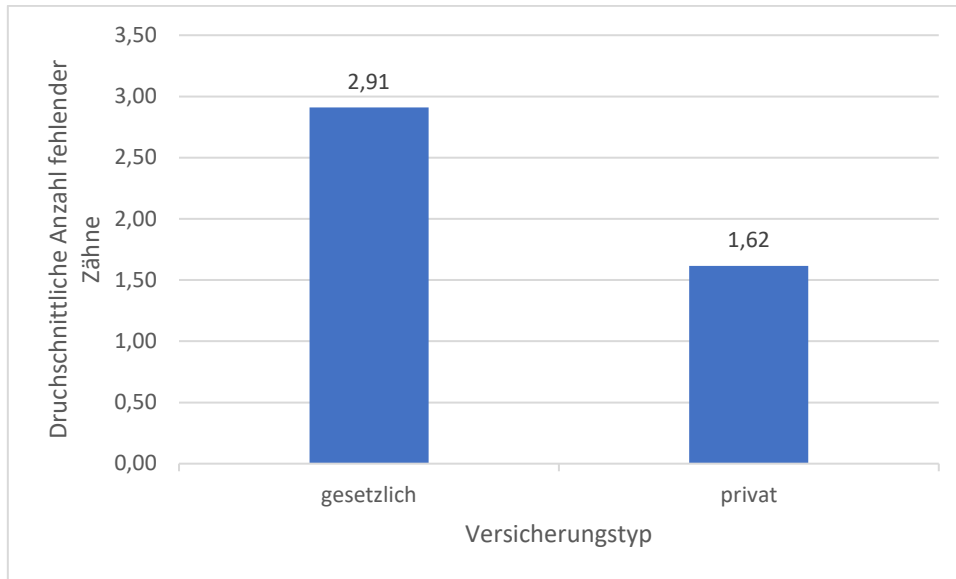


Abbildung 39: Durchschnittliche Anzahl fehlender Zähne bei privat- oder gesetzlich versicherten Patienten

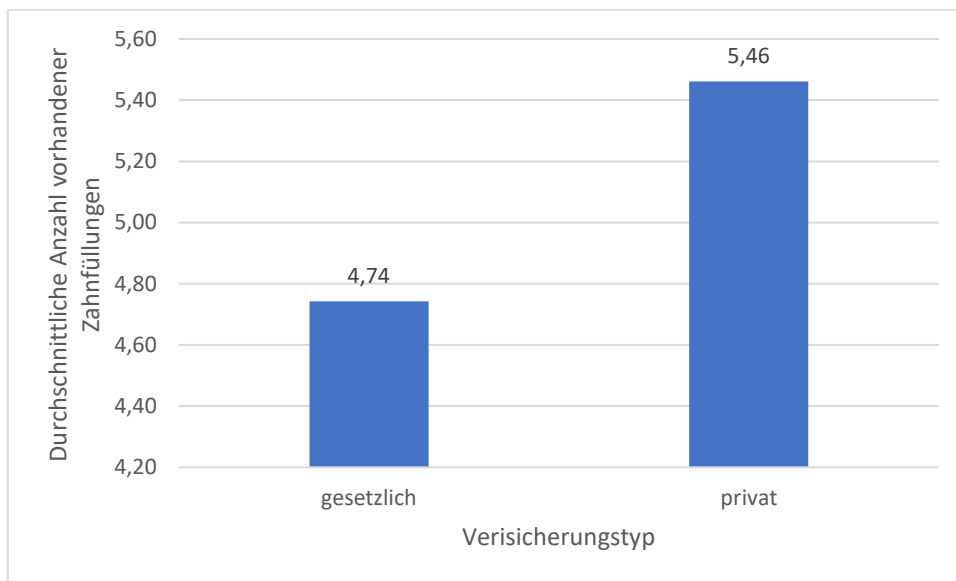


Abbildung 40: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zahnfüllung bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten

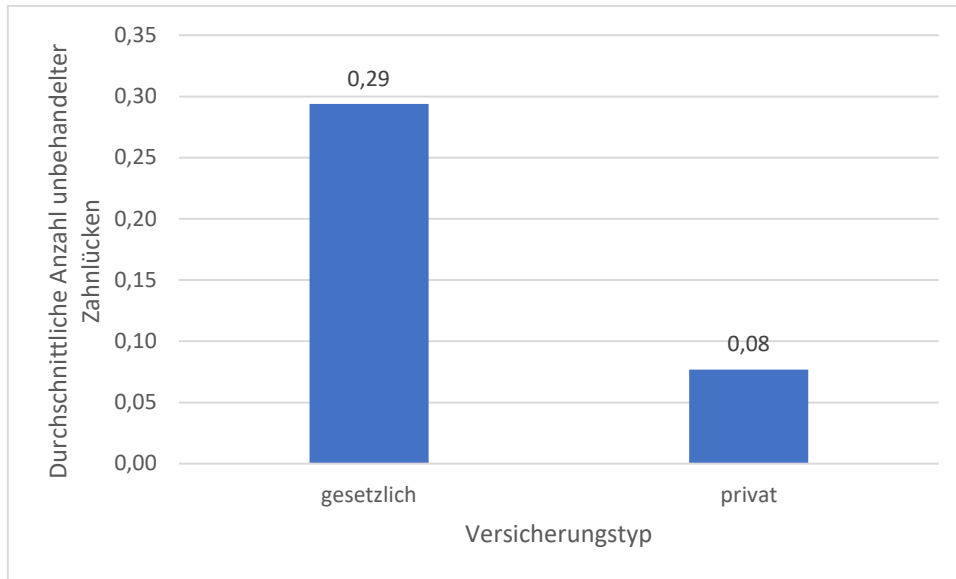


Abbildung 41: Durchschnittliche Anzahl unbehandelter Zahnlücken bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten

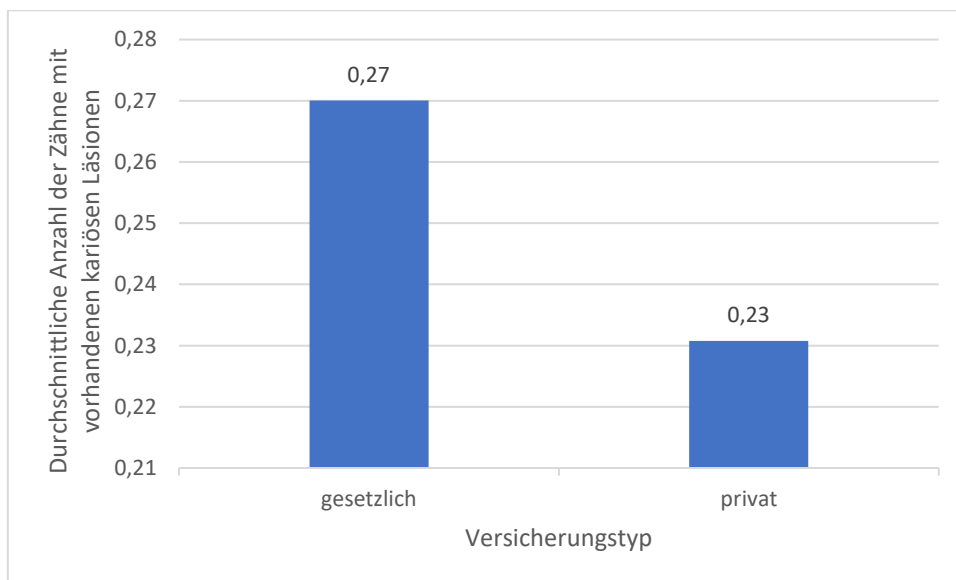


Abbildung 42: Durchschnittliche Anzahl vorhandener kariöser Läsionen bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten

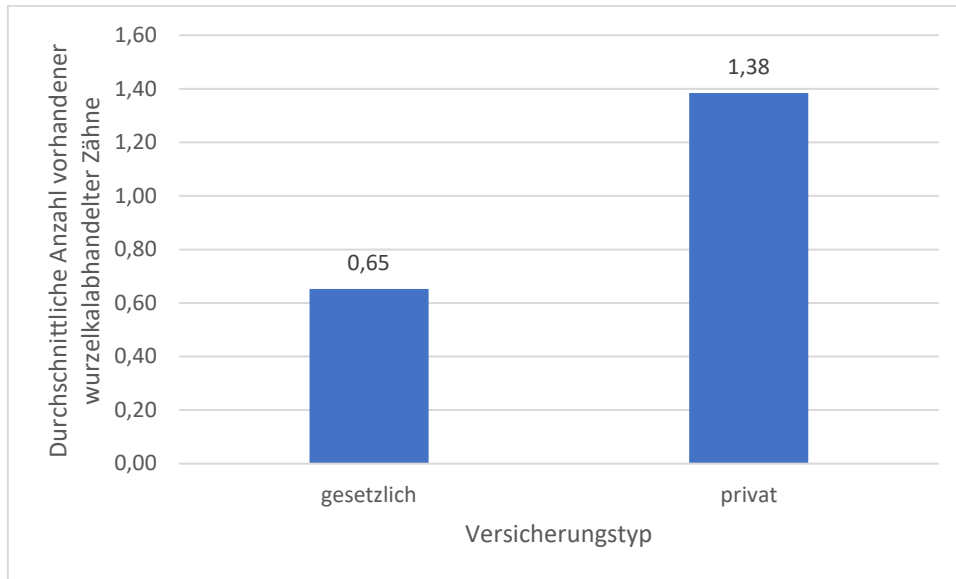


Abbildung 43: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zähne mit Wurzelkanalbehandlung bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten

3.1.2.3.3. Durchschnittlich dokumentierte Abrechnungspunktwerte und Behandlungszeit

Privat versicherte Patienten benötigten pro Behandlung im Durchschnitt etwas weniger Abrechnungspositionen (gesetzliche 3,73, private 3,62). Ein signifikanter Unterschied ist hier nicht zu sehen ($p=0,86$, ns), jedoch aber bei der Betrachtung der pro Sitzung aufgewendeten Zeit und der Punktwerte der Abrechnungspositionen (Tabelle 9). Gesetzlich versicherte Patienten benötigen pro Sitzung im Schnitt 5,34 Minuten mehr Behandlungszeit ($p=0,15$, ns) und es werden Positionen mit durchschnittlich 18,16 mehr Punkten abgerechnet als bei privat versicherten Patienten ($p=0,09$, ns).

Tabelle 9: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten

	Privat Versicherte	Gesetzlich Versicherte	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	3,62	3,73	p=0,86, ns
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	46,31	64,47	p=0,09, ns
Ø Zeit pro Sitzung	11,30 min	16,43 min	p=0,15, ns

Es lässt sich also feststellen, dass im Durchschnitt zwar etwa die gleiche Anzahl der Abrechnungspositionen bei beiden Gruppen pro Sitzung aufgebracht wird, diese jedoch bei Privatpatienten in Bezug auf Zeit und Punktwert höhergewichtig sind als bei gesetzlich versicherten Patienten.

3.1.2.4. Regelmäßige Vorsorgeuntersuchung

Die meisten Patienten in der Untersuchungsgruppe erscheinen regelmäßig (mindestens einmal im Kalenderjahr in den letzten 3 Jahren) zur Kontrolluntersuchung (64%) (Abbildung 44).

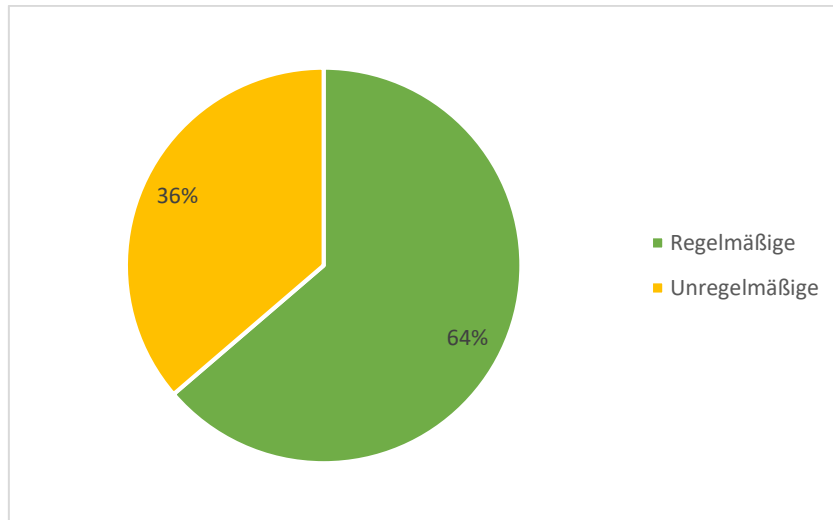


Abbildung 44: Verteilung der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Patienten zur Vorsorgeuntersuchen "01"

Bei der Auswertung der Daten in Bezug auf das Verhalten der Patienten zur regelmäßigen zahnärztlichen Untersuchung zeichnet sich im Folgenden zusammenfassend ab, dass Patienten, welche regelmäßig zu Kontrollterminen erscheinen, im Durchschnitt einen besseren Gebisszustand aufweisen.

Patienten, welche regelmäßig zur Kontrolle erscheinen (regelm.) haben im Schnitt mehr vorhandene Zähne ($24,04 \pm 5,98$) als „unregelmäßige“ Patienten (unregelm.; $23,5 \pm 6,72$). Der Unterschied weist jedoch keine statistische Signifikanz auf ($p=0,90$; ns). Hervorzuheben ist, dass sich bei regelmäßig kommenden Patienten statistisch signifikant weniger vorhandene kariöse Läsionen finden lassen (regelm. $0,09 \pm 0,32$; unregelm. $0,59 \pm 1,69$; $p=0,0005$; ***). Zwar wurden bei „regelmäßigen“ Patienten durchschnittlich insignifikant mehr fehlende Zähne befundet als bei „unregelmäßigen“ (regelm. $2,96 \pm 5,83$; unregelm. $2,70 \pm 5,56$; $p=0,82$; ns), diese sind aber signifikant deutlich häufiger mit prothetischen Maßnahmen versorgt worden (Unbehandelte Zahnlücken bei regelm. $0,18 \pm 0,68$; unregelm. $0,46 \pm 1,08$; $p=0,0018$; **). Regelmäßig erscheinende Patienten haben im Schnitt deutlich mehr vorhandene Füllungen (regelm. $5,35 \pm 4,66$; unregelm. $3,74 \pm 4,70$; $p<0,0001$; ****). Bei der Anzahl der vorhandenen Wurzelkanalbehandlungen konnte bei den beiden Gruppen kein signifikanter Unterschied festgestellt werden (regelm. $0,77 \pm 1,40$; unregelm. $0,53 \pm 1,20$; $p=0,12$; ns).

Das Attribut, ob ein Patient regelmäßig zur Vorsorgeuntersuchung erscheint oder nicht, ist ein aussagekräftiger Faktor zur Vorhersage der Behandlungsdauer. „Unregelmäßige“ Patienten benötigen im Schnitt fast eine Abrechnungsposition mehr pro Sitzung ($4,12$

Abrechnungspositionen, bei regelm. nur 3,49; $p=0,0075$, **), es werden 13,54 BEMA Punkte mehr pro Sitzung abgerechnet (unregelm. 73,14 Punkte, regelm. 59,60; $0,0102$; *) und eine Behandlung dauert bei „unregelmäßigen“ Patienten im Schnitt 3,12 Minuten länger als bei „regelmäßigen“ Patienten (unregelm. 18,18 Minuten, regelm. 15,06 Minuten; $p=0,0181$; *) (Tabelle 10).

Tabelle 10: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei regelmäßigen- und unregelmäßigen Kontrollterminpatienten Patienten

	Regelmäßige Kontrollen	Unregelmäßig Kontrollen	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	3,49	4,12	$p=0,0075$; **
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	59,60	73,14	$p=0,0102$; *
Ø Zeit pro Sitzung	15,06 min	18,18 min	$p=0,0181$; *

3.1.2.5. Prophylaxe

Die deutliche Mehrheit (82%) der Patienten nimmt die Möglichkeit zur regelmäßigen Prophylaxe nicht wahr (Individualprophylaxe oder professionellen Zahnreinigung, Abbildung 45).

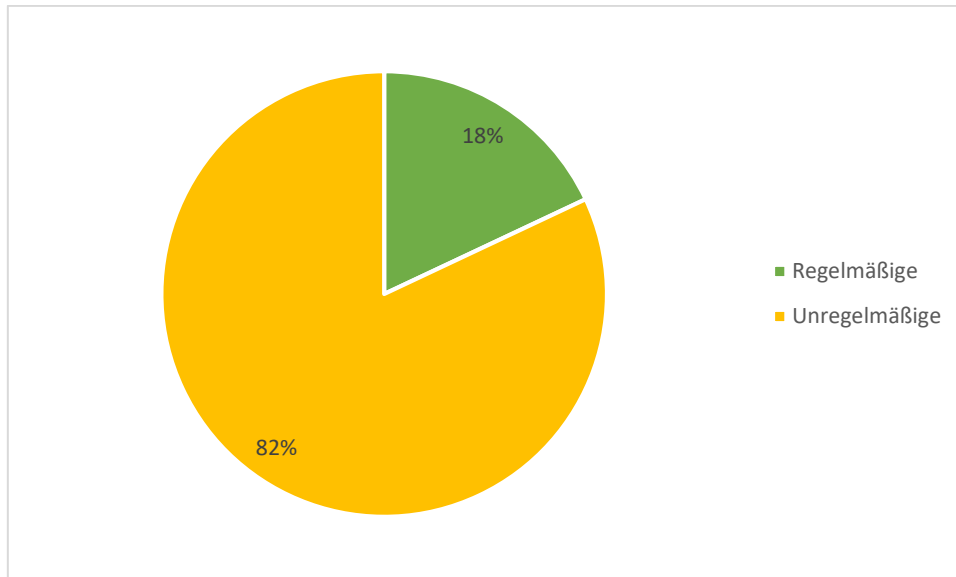


Abbildung 45: Verteilung der Patienten bezüglich regelmäßiger bzw. unregelmäßiger Prophylaxe-Maßnahmen

Allgemein haben regelmäßige-Prophylaxe-Patienten einen besseren Mundgesundheitsstatus. Sie haben im Durchschnitt insignifikant mehr vorhandene Zähne (regelm. $25,86 \pm 2,53$, unregelm. $23,42 \pm 6,73$; $p=0,12$; ns), jedoch aber statistisch signifikant wesentlich weniger fehlende Zähne (regelm. $0,57 \pm 1,50$; unregelm. $3,37 \pm 6,17$; $p<0,0001$; ****). Deutlich weniger unbehandelte Zahnlücken zeigten sich bei Patienten mit regelmäßigem Prophylaxeverhalten (regelm. $0,03 \pm 0,18$; unregelm. $0,34 \pm 0,93$; $p=0,0029$; **). Etwas weniger Karies ließ sich bei „regelmäßigen“ Patienten finden (regelm. $0,03 \pm 0,18$; unregelm. $0,32 \pm 1,18$; $p=0,02$; *). „Regelmäßige“ Patienten weisen etwa gleich viele vorhandene Zahnfüllungen auf wie „unregelmäßige“ (regelm. $4,78 \pm 4,70$, unregelm. $4,77 \pm 4,74$; $p=0,82$; ns) und etwas weniger vorhandene wurzelkanalbehandelte Zähne (regelm. $0,49 \pm 1,28$; unregelm. $0,72 \pm 1,35$; $p=0,04$; *).

Auswertend lässt sich noch feststellen, dass bei „regelmäßigen“ Prophylaxe Patienten im Schnitt geringfügig mehr Positionen abgerechnet werden als bei „unregelmäßigen“, dies sind im Schnitt jedoch Positionen mit einem niedrigeren Punktwert (3,8 Punkte mehr pro Sitzung bei unregelmäßigen Patienten; $p=0,61$; ns). Bei „unregelmäßigen“ Patienten wird im Schnitt 0,55 Minuten mehr Zeit pro Sitzung aufgewendet ($p=0,78$; ns), wie in Tabelle 11 zusammengefasst.

Tabelle 11: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei allen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten

	Regelmäßig Prophylaxe	Unregelmäßig Prophylaxe	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	3,86	3,70	p=0,61; ns
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	61,67	65,47	p=0,61; ns
Ø Zeit pro Sitzung	15,80 min	16,36 min	p=0,78; ns

Da, wie zuvor beschrieben, bei Patienten unter dem 18. Lebensjahr Prophylaxe-Maßnahmen wesentlich häufiger vorgenommen werden als bei älteren Patienten, wurde die Untersuchungsgruppe nochmals in Patienten über und unter dem 18. Lebensjahr aufgeteilt. Ein etwas deutlicher Unterschied der beiden Kontrollgruppen ist somit sichtbar. Während sich die Werte bei unter-18-Jährigen Patienten erneut nur wenig unterscheiden fällt auf, dass bei der Gruppe der über 18-jährigen „unregelmäßigen“ Patienten in der Regel pro Sitzung Positionen im Wert von 11,18 BEMA Punkten mehr abgerechnet werden als bei „unregelmäßigen“ (p=0,48; ns). Pro Sitzung werden auch 2,76 Minuten mehr bei „unregelmäßigen“ Patienten aufgebracht als bei regelmäßigen (p=0,24 ns) (Tabelle 12).

Tabelle 12: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei volljährigen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten

	Regelmäßig Prophylaxe	Unregelmäßig Prophylaxe	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	3,29	3,57	p=0,48; ns
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	52,13	63,31	p=0,24; ns
Ø Zeit pro Sitzung	12,89 min	15,64 min	p=0,24 ns

Tabelle 13: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten unter dem 18. Lebensjahr

	Regelmäßig Prophylaxe	Unregelmäßig Prophylaxe	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	4,64	4,56	p=0,86; ns
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	74,61	79,36	p=0,63; ns
Ø Zeit pro Sitzung	19,76 min	22,07 min	p=0,35 ns

Es sollte bei der Berechnung und Vorhersage der voraussichtlichen Behandlungsdauer also zwischen volljährigen und nicht-volljährigen Patienten unterschieden werden, um an ein möglichst zutreffendes Ergebnis zu gelangen.

3.1.2.6. Neupatienten

Von allen untersuchten Patienten waren 8% Neupatienten und 92% Nicht-Neupatienten (Abbildung 46).

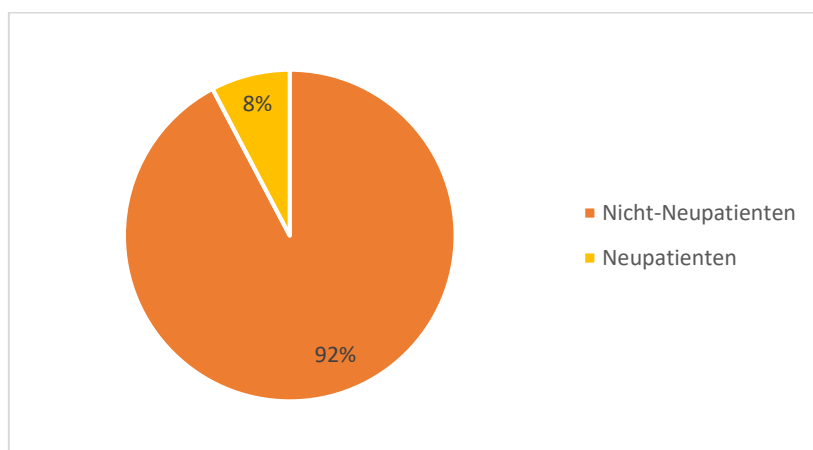


Abbildung 46: Verteilung der Neu- und Nicht-Neupatienten in der Untersuchungsgruppe

Beim Vergleich der Typen der Initialtermine (Termin bei Schmerzen oder Kontrolluntersuchung) zeigt sich, dass Neupatienten deutlich häufiger wegen Schmerzen vorstellig werden als Nicht-Neupatienten. Dies lässt sich damit erklären, dass Neupatienten mit akuten Zahnschmerzen häufiger zu unregelmäßigen Zahnarztgängen ohne festen Hauszahnarzt sind, und eine Zahnarztpraxis erst aufsuchen, wenn sich Zahnschmerzen einstellen.

37% der Neupatienten sind wegen akuten Zahnschmerzen vorstellig geworden, während Nicht-Neupatienten sich gerade mal 15% wegen Schmerzen einen Termin haben geben lassen (Abbildung 47).

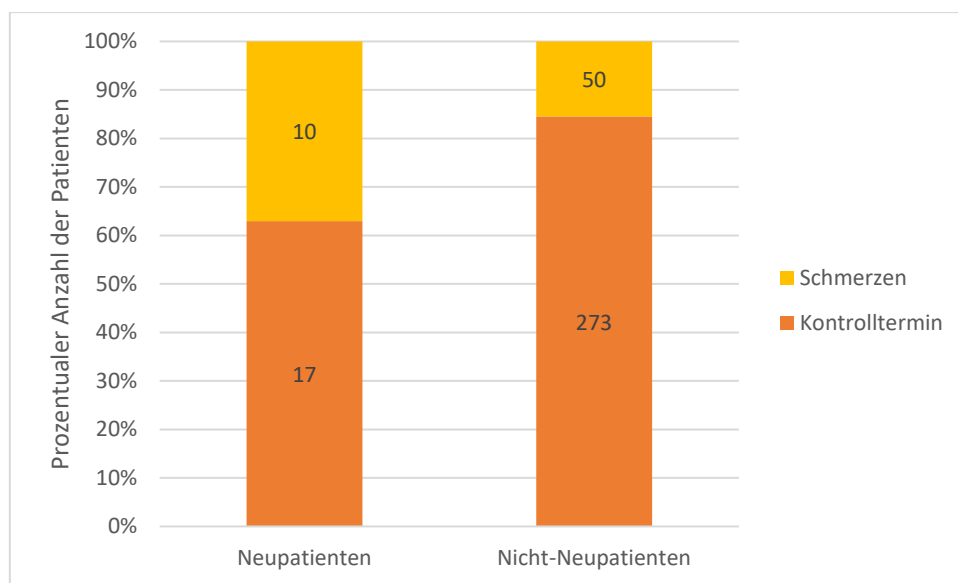


Abbildung 47: Prozentualer Vergleich der Initialtermine bei Neupatienten und Nicht-Neupatienten

Betrachtet man die statistischen Mittelwerte der beiden Gruppen, lässt sich zusammenfassen, dass Neupatienten (neu) in der Regel einen schlechteren Status der Mundgesundheit aufweisen als Nicht-Neupatienten (nicht-neu). Sie haben durchschnittlich fast einen vorhandenen Zahn weniger (neu $22,56 \pm 8,6$; nicht-neu $23,97 \pm 6,02$; $p=0,081$; ns), es fehlen ihnen im Schnitt 1,83 Zähne mehr (neu $4,56 \pm 8,06$, nicht-neu $2,72 \pm 5,48$; $p=0,16$; ns), sie haben quantitativ etwas mehr unbehandelte Zahnlücken (neu $0,48 \pm 0,98$; nicht-neu $0,27 \pm 0,84$; $p=0,11$; ns) und statistisch signifikant deutlich mehr kariöse Läsionen (neu $1,81 \pm 2,73$; nicht-neu $0,14 \pm 0,66$; $p<0,0001$; ****).

Auswertend wurden die Ergebnisse der statistischen Analysen der einzelnen Behandlungen verglichen (Tabelle 14). Hier lässt sich ein deutlicher Unterschied zwischen den beiden Gruppen feststellen. Zwar wird bei Neupatienten lediglich ca. 1

Abrechnungsposition mehr im Schnitt abgerechnet als bei Nicht-Neupatienten ($p=0,0058$; **), jedoch haben die Positionen im Schnitt einen BEMA Punktwert von 27,02 Punkten mehr als bei Nicht-Neupatienten ($p=0,0036$; **). Es werden also deutlich punktetechnisch wertvollere Positionen abgerechnet. Außerdem benötigt eine Sitzung mit einem Neupatienten durchschnittlich 6,09 Minuten mehr Zeit als eine Sitzung mit einem Nicht-Neupatienten ($p=0,0088$; **), was sich genauer aus folgender zusammenfassenden Tabelle (Tabelle 14) ablesen lässt.

Tabelle 14: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei volljährigen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten

	Neupatienten	Nicht-Neupatienten	Signifikanz
Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	4,79	3,63	$p=0,0058$; **
Ø BEMA Punkte pro Sitzung	89,64	62,62	$p=0,0036$; **
Ø Zeit pro Sitzung	21,85 min	15,76 min	$p=0,0088$; **

Das Einbeziehen der Unterscheidung zwischen Neupatient und Nicht-Neupatient in der Formel für die Berechnung der voraussichtlichen Termindauer sollte sich als sehr sinnvoll erweisen.

3.1.2.7. Anzahl vorhandener Zähne

Bei der Betrachtung der Daten aller Patienten zeigt sich, dass mit deutlicher Mehrheit die meisten Patienten im Gesamtkollektiv ein komplettes bleibendes Gebiss mit 28 vorhandenen Zähnen haben (Abbildung 48). Der Durchschnitt lag bei $23,86 \pm 6,26$ vorhandenen Zähnen, der Median bei 26.

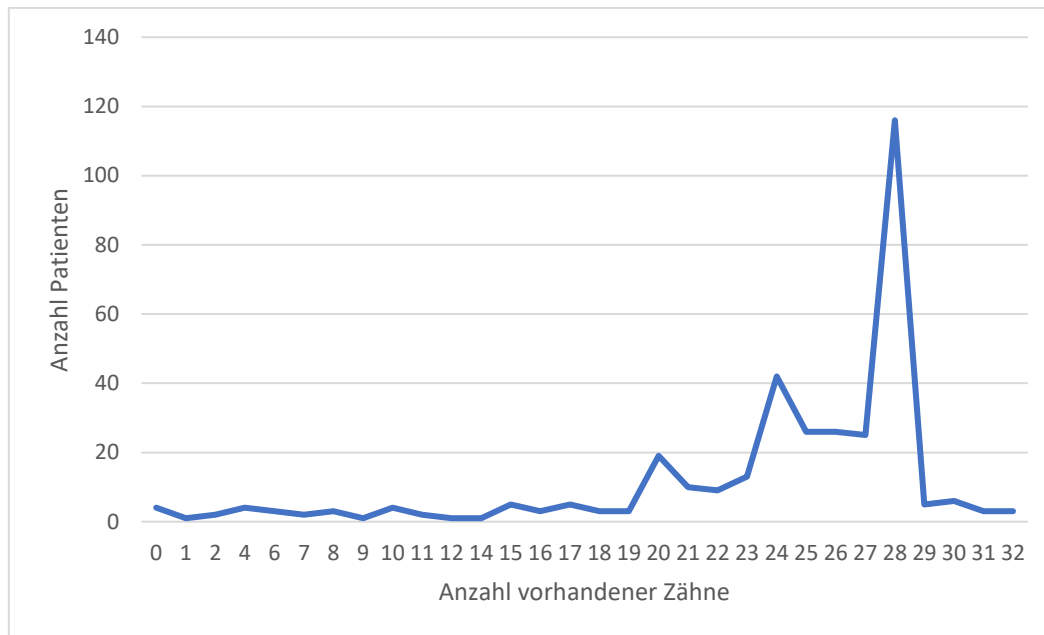


Abbildung 48: Anzahl vorhandener Zähne im gesamten Patientenkollektiv

Da die Anzahl vorhandener Zähne 32 verschiedene Werte haben kann, ist bei dem Patientenkollektiv von 350 Patienten für die Auswertung eine Gruppierung vorgenommen worden, um eine starke Volatilität der Ergebnisse zu verhindern. Es wurden in Gruppen mit 0-10, 11-20, 21-27, 28 und 29-32 vorhandenen Zähnen unterteilt.

Wie aus dem Säulendiagrammen in Abbildung 50, Abbildung 51 und Abbildung 51 hervorgeht, besteht unter den verschiedenen Gruppen kein wesentlicher Unterschied in Anzahl der Positionen, abgerechneten BEMA-Punkten und voraussichtlicher Behandlungszeit, mit Ausnahme der Patienten der Gruppe „21-27 vorhandene Zähne“. In dieser Gruppe wurden im Schnitt 4,06 Abrechnungspositionen pro Sitzung abgerechnet, also 0,33 mehr als im Gesamtschnitt (3,73 Positionen). Es wurden außerdem durchschnittlich Abrechnungspositionen mit einem Gesamtpunktwert von 72,67 BEMA-Punkten abgerechnet (7,82 Punkte mehr als im Gesamtschnitt von 64,85 Punkten) und die Behandlungen dauerten durchschnittlich fast 2 Minuten länger (18,24 Minuten, Gesamtschnitt 16,27 Minuten). Die statistische Korrelationsanalyse zwischen Anzahl vorhandener Zähne und aufgebrachtter Behandlungszeit ergab eine signifikante Abhängigkeit der untersuchten Daten ($p=0,0064$; **).

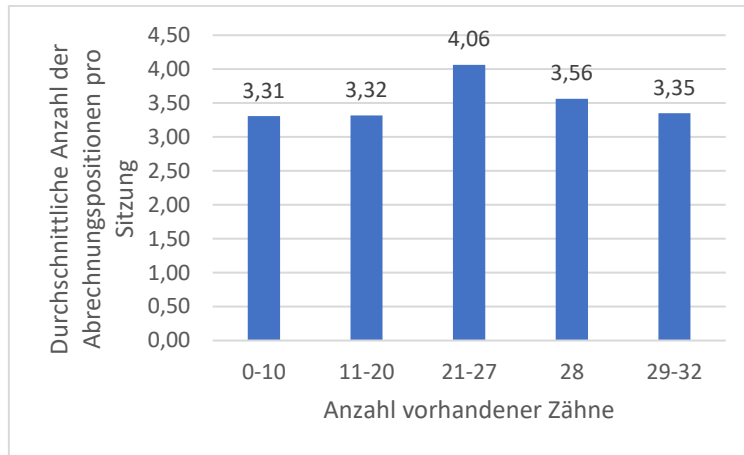


Abbildung 49: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne

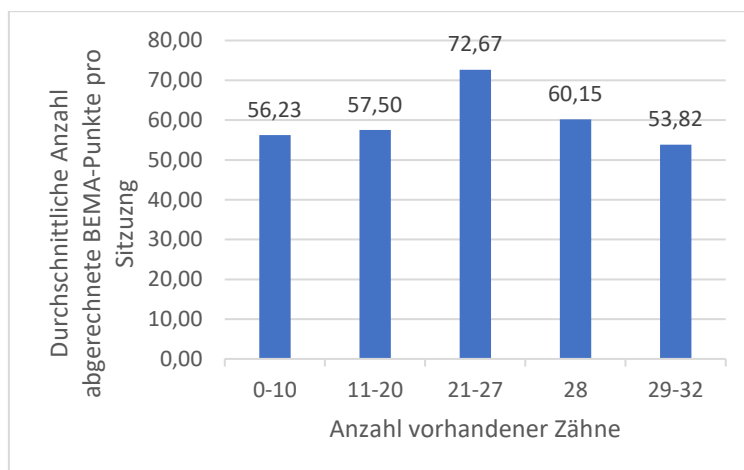


Abbildung 50: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne

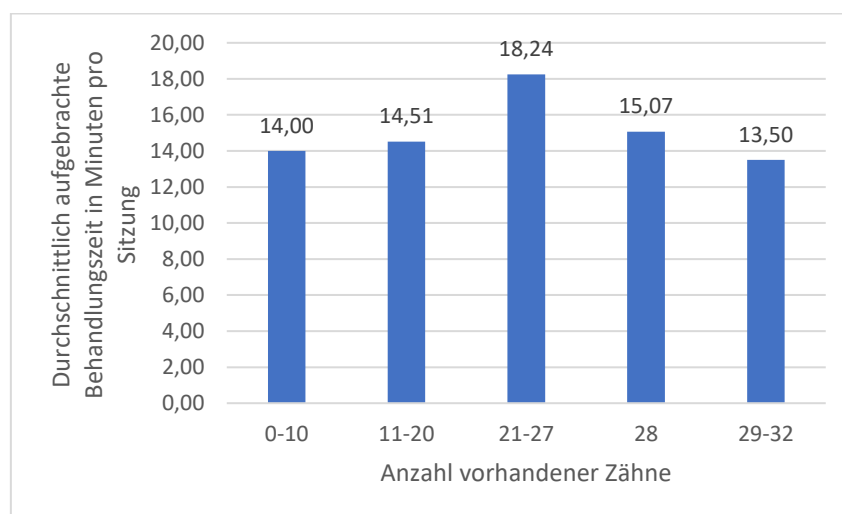


Abbildung 51: Durchschnittliche Behandlungszeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne

Die folgende Tabelle (Tabelle 15) stellt nochmals die Ergebnisse in den einzelnen Gruppen dar.

Tabelle 15: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der vorhandenen Zähne und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen

Anzahl vorhandener Zähne	Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	Ø BEMA Punkte pro Sitzung	Ø Zeit pro Sitzung	Signifikanz der Ø Zeit pro Sitzung
0-10	3,31	56,23	14,00 min	p=0,35; ns
11-20	3,32	57,50	14,51 min	p=0,33; ns
21-27	4,06	72,67	18,24 min	p=0,0064; **
28	3,56	60,15	15,07 min	p=0,18; ns
29-32	3,35	53,82	13,50 min	p=0,30; ns

3.1.2.8. Fehlende Zähne

Der Median der Anzahl fehlender Zähne im Kollektiv betrug 0 +/- 0,30. Die Verteilung der Anzahl der fehlenden Zähne bei allen untersuchten Patienten spiegelt sich als etwa exponentiell abfallender Graph wider (Abbildung 52). Den mit Abstand meisten Patienten (195) fehlte kein Zahn.

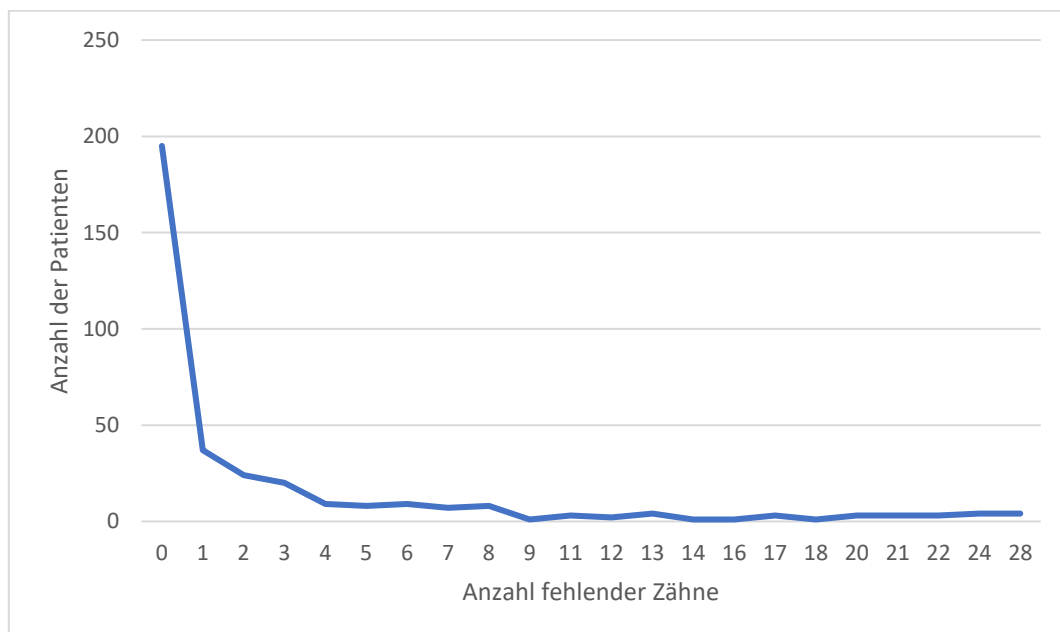


Abbildung 52: Anzahl fehlender Zähne im gesamten Patientenkollektiv

Die Anzahl fehlender Zähne wurde wie zuvor bei der Analyse vorhandener Zähne in Klassen gruppiert. Die Klassen wurden festgelegt auf 0, 1-3, 4-10, 11-20, 21-27 und 28 fehlende Zähne. Die Gruppe „28“ repräsentiert komplett zahnlose Patienten.

Die Anzahl der vorhandenen kariösen Läsionen beträgt mit einem Wert von 0,5 Läsionen in den Gruppen der Patienten mit 11-20 und 21-27 fehlenden Zähnen den höchsten Wert. Ist ein Patient komplett bezahnt, hat also keine fehlenden Zähne, ist der Wert der vorhandenen Karies mit 0,18 am niedrigsten. Wie zu erwarten ist bei zahnlosen Patienten keine Karies in der Statistik aufzufinden (Abbildung 53). Bei der Korrelationsanalyse ist eine statistisch sehr hohe Signifikanz bei der Untersuchung der Attribute festzustellen ($p < 0,0001$; ****).

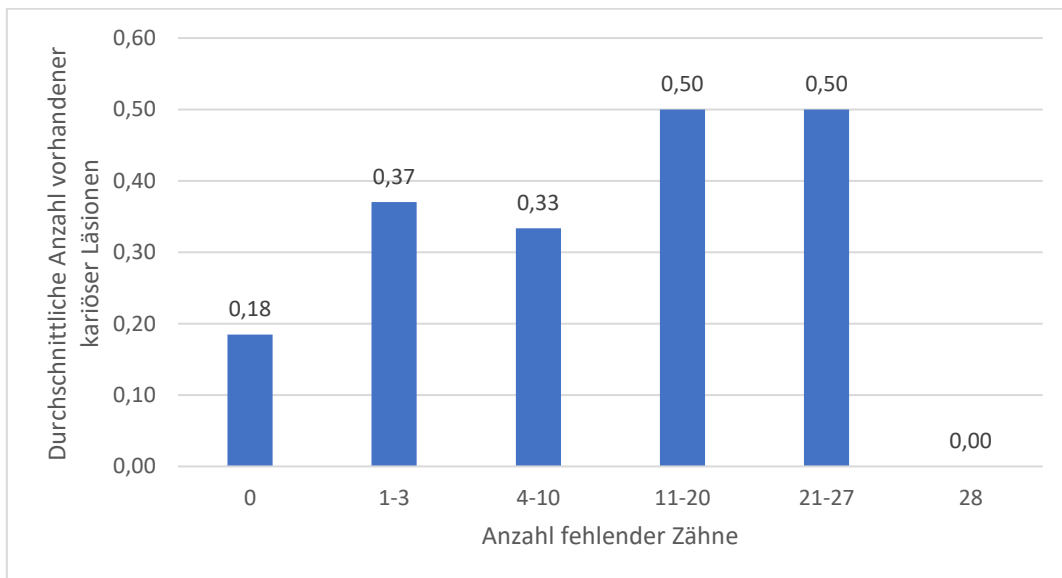


Abbildung 53: Durchschnittliche Anzahl vorhandener kariöser Läsionen in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne

Auch die Analyse der Korrelation der Attribute „Anzahl vorhandene Zahnfüllungen“ und „Anzahl fehlende Zähne“ (Abbildung 54) wies hohe Signifikanz auf ($p < 0,0001$; ****). Bei Patienten mit 1-3 fehlenden Zähnen und 4-10 fehlenden Zähnen sind die meisten Füllungen zu finden (6,62 bzw. 6,10 vorhandene Zahnfüllungen). War die Mehrheit der Zähne fehlend, so fanden sich durchschnittlich auch nur sehr wenige vorhandene Zahnfüllungen (0,40 vorhandene Füllungen). Bei zahnlosen Patienten waren natürlich keine Füllungen vorzufinden.

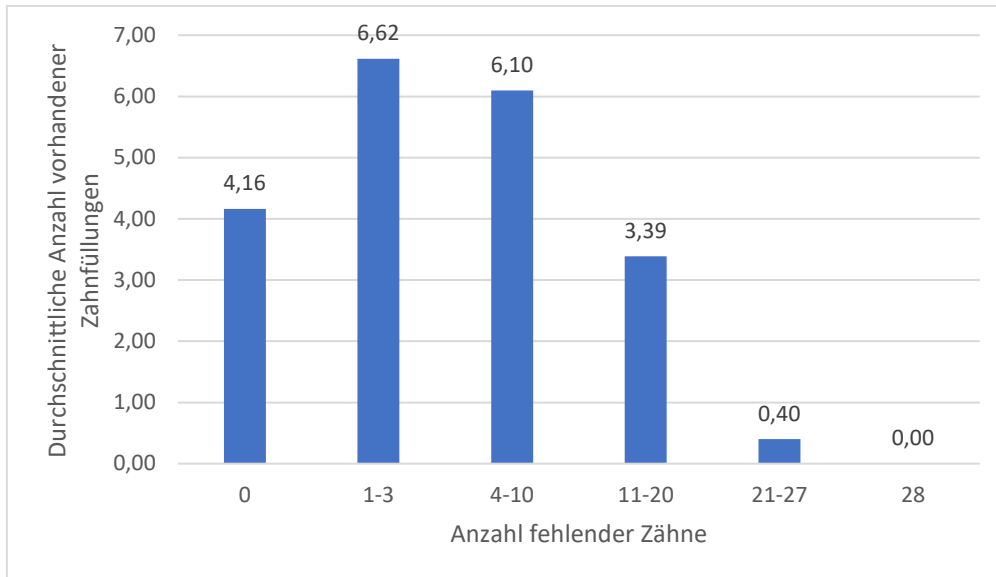


Abbildung 54: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zahnfüllungen in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne

Bei der Auswertung der Daten der einzelnen zahnärztlichen Sitzungen zeigt sich, dass zahnlose Patienten die wenigsten Abrechnungspositionen, BEMA-Punkte und Behandlungszeit in Anspruch nehmen. Sie benötigen im Durchschnitt nur eine Abrechnungsposition, es werden 18 BEMA-Punkte abgerechnet und hierfür fallen lediglich 4,5 Minuten an. Ebenfalls verhältnismäßig wenig Zeit wird bei Patienten der Gruppe „21-27 fehlende Zähne“ aufgebracht. Für sie werden durchschnittlich 12,33 Minuten aufgewendet. Bei den restlichen Gruppen ist ein leicht aufsteigend linearer Trend von voll-bezahnten zu Patienten mit einigen fehlenden Zähnen (21-20) zu beobachten (Abbildung 56, Abbildung 57, Abbildung 57). Insgesamt zeigt sich eine nicht signifikante, negativ lineare Korrelation zwischen Anzahl fehlender Zähne und Behandlungszeit ($p=0,58$; ns).

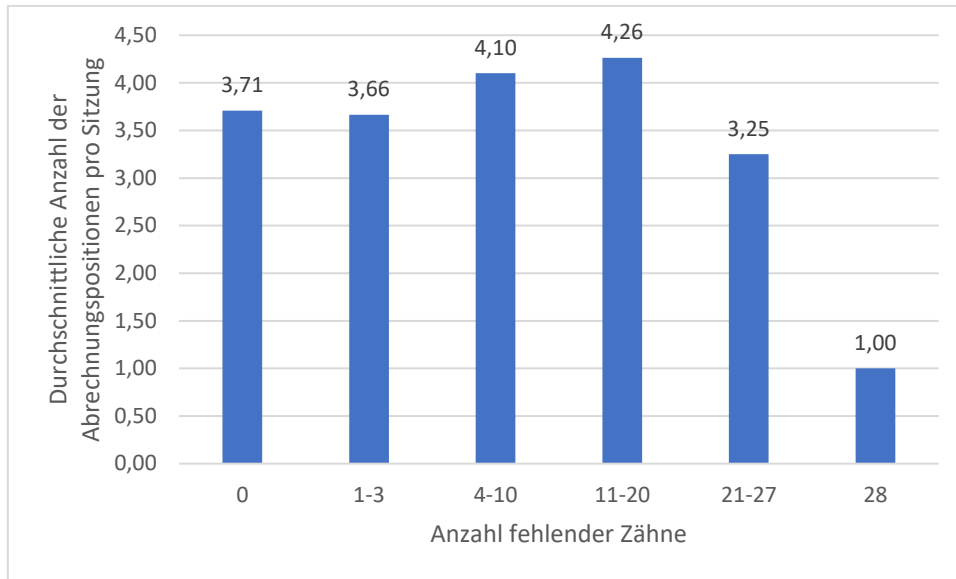


Abbildung 55: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne

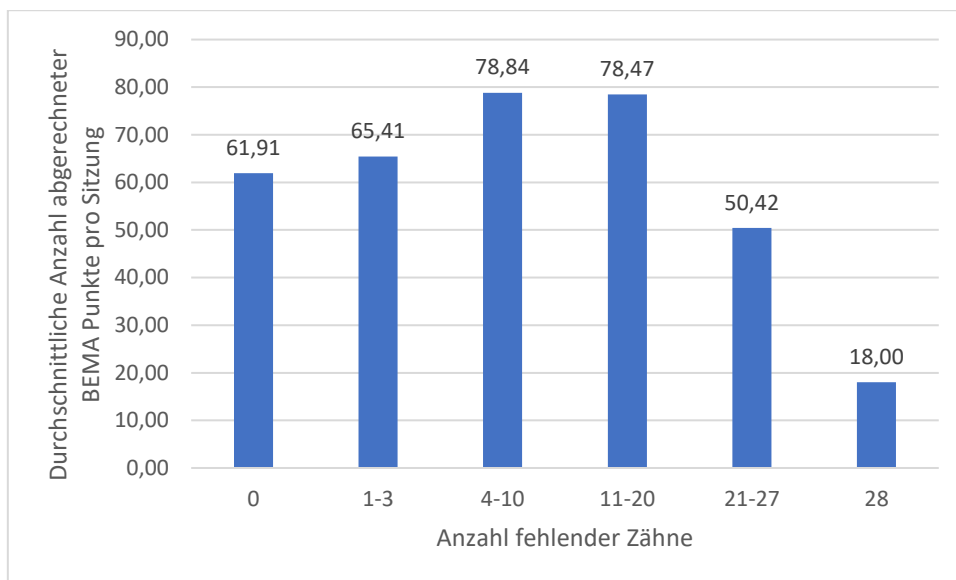


Abbildung 56: Durchschnittliche Anzahl der abgerechneten BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne

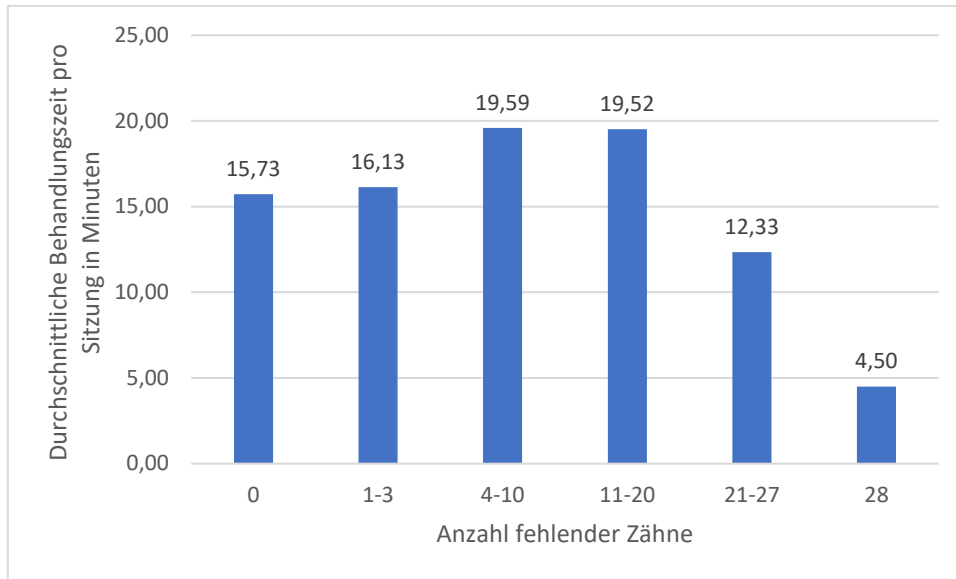


Abbildung 57: Durchschnittliche aufgebrauchte Zeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne

Die folgende Tabelle (Tabelle 16) liefert eine Übersicht über die errechneten Werte und die jeweilige Signifikanz der Gruppen in Bezug auf die durchschnittliche Zeit pro Sitzung,

Tabelle 16: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Behandlungszeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der fehlenden Zähne und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen

Anzahl fehlender Zähne	Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	Ø BEMA Punkte pro Sitzung	Ø Zeit pro Sitzung	Signifikanz der Ø Zeit pro Sitzung
0	3,71	61,93	15,73 min	p=0,37; ns
1-3	3,66	65,41	16,13 min	p=0,89; ns
4-10	4,10	78,84	19,59 min	p=0,053; ns
11-20	4,26	78,47	19,52 min	p=0,26; ns
21-27	3,25	50,42	12,33 min	p=0,28; ns
28	1,00	18,00	4,50 min	p=0,06; ns

3.1.2.9. Füllungen

Im Durchschnitt sind im Patientenkollektiv $4,77 \pm 4,73$ vorhandene Zahnfüllungen aufzufinden. Die meisten Patienten (23,4%) weisen keine Zahnfüllungen in den Befundungsdaten auf, quantitativ gefolgt von 17,1% mit 10 oder mehr Zahnfüllungen (Abbildung 58).

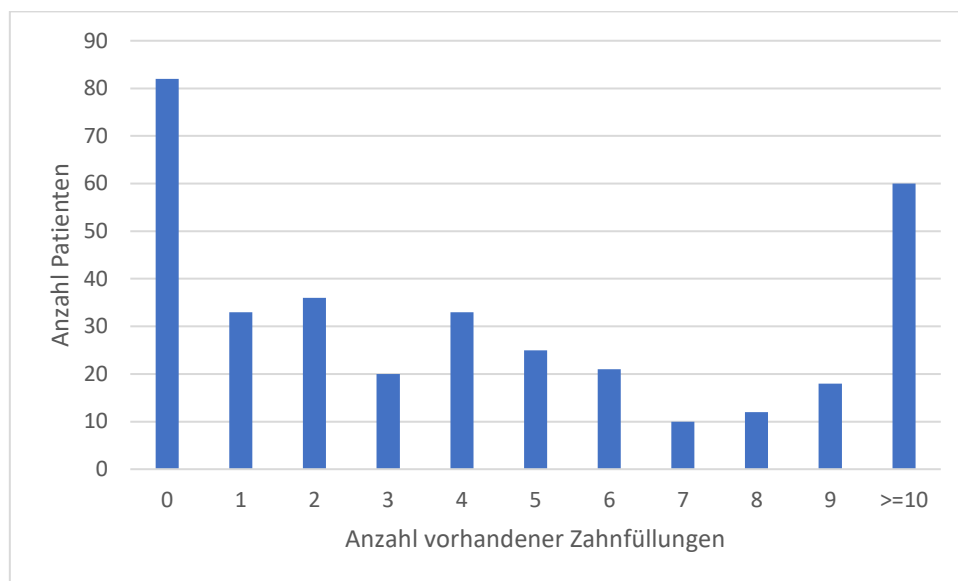


Abbildung 58: Gesamtverteilung der Anzahl vorhandener Zahnfüllungen

Bei der Analyse der einzelnen Behandlungswerte stellt sich heraus, dass die Anzahl der vorhandenen Zahnfüllungen keinen direkten Einfluss auf die Anzahl der Abrechnungspositionen, BEMA-Punkte oder der Behandlungszeit zu haben scheint. Im auswertenden Säulendiagramm (Abbildung 59) der aufgebrauchten Behandlungszeit lässt sich kein Trend erkennen ($p=0,81$; ns).

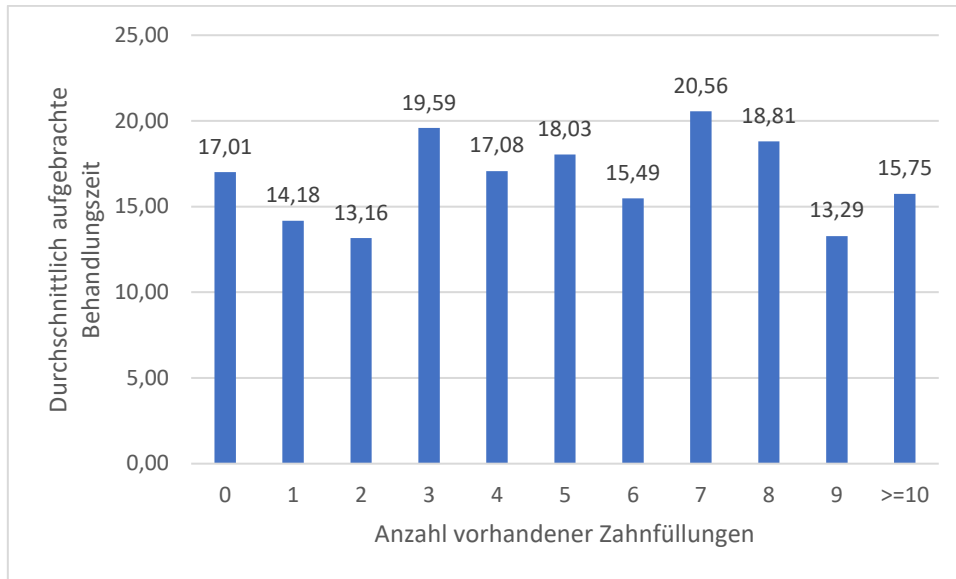


Abbildung 59: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit in Abhängigkeit der vorhandenen Zahnfüllungen

Eine Einbeziehung des Attributs „Anzahl vorhandener Zahnfüllungen“ in eine Formel für die voraussichtliche Behandlungszeit scheint nicht sinnvoll zu sein.

3.1.2.10. Unbehandelte Zahnlücken

Im Durchschnitt fanden sich pro Patient $0,29 \pm 0,86$ prothetisch unversorgte Zahnlücken. Die meisten Patienten (84,9%) weisen keine unbehandelten Zahnlücken auf (Abbildung 60).

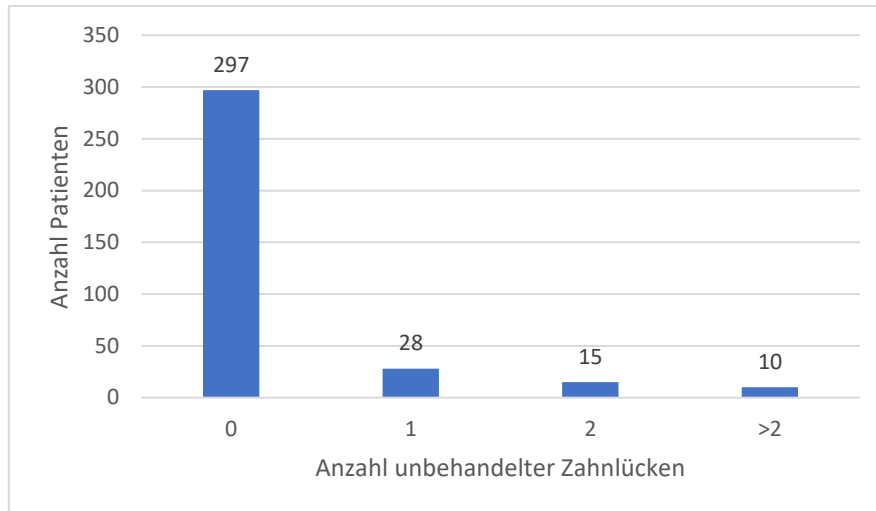


Abbildung 60: Gesamtverteilung unbehandelter Zahnlücken

Da im Patientenkollektiv lediglich 10 Patienten mit 3 oder mehr unbehandelten Zahnlücken vorzufinden waren, wurde nach 0, 1, 2 und >2 unbehandelten Zahnlücken gruppiert um statistische Verzerrungen aufgrund zu kleiner Untersuchungsgruppen zu verhindern.

Bei der Auswertung der Behandlungsdaten zeigt sich, dass lediglich bei der Patientengruppe mit mehr als 2 unbehandelten Zahnlücken signifikant höhere Werte auftreten. Bei ihnen werden im Schnitt 4,6 Positionen mit einem durchschnittlichen Wert von 98,13 BEMA-Punkten abgerechnet. Im Schnitt werden hierfür 24,01 Minuten aufgewendet. Die niedrigsten Werte in Bezug auf die Behandlungszeit sind bei den Patienten ohne prothetisch unversorgte Zahnlücken aufzufinden. Bei ihnen werden lediglich 3,67 Positionen im Schnitt abgerechnet, mit einem Punktwert von durchschnittlich 61,88 BEMA-Punkten. Mit 15,62 Minuten pro Sitzung wird hier deutlich weniger Zeit aufgewandt als bei Patienten mit mehr als 2 unbehandelten Zahnlücken (8,39 Minuten weniger) (Abbildung 62, Abbildung 63, Abbildung 63).

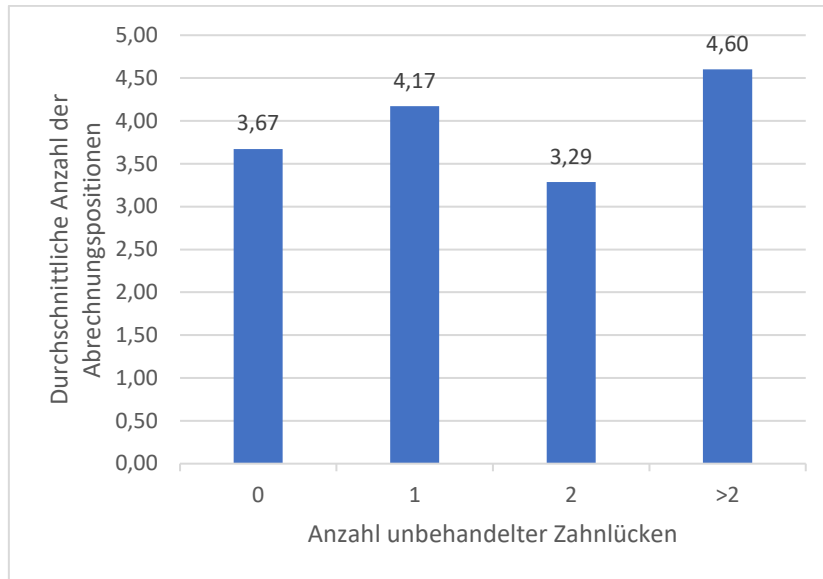


Abbildung 61: Durchschnittliche Anzahl der aufgewendeten Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken

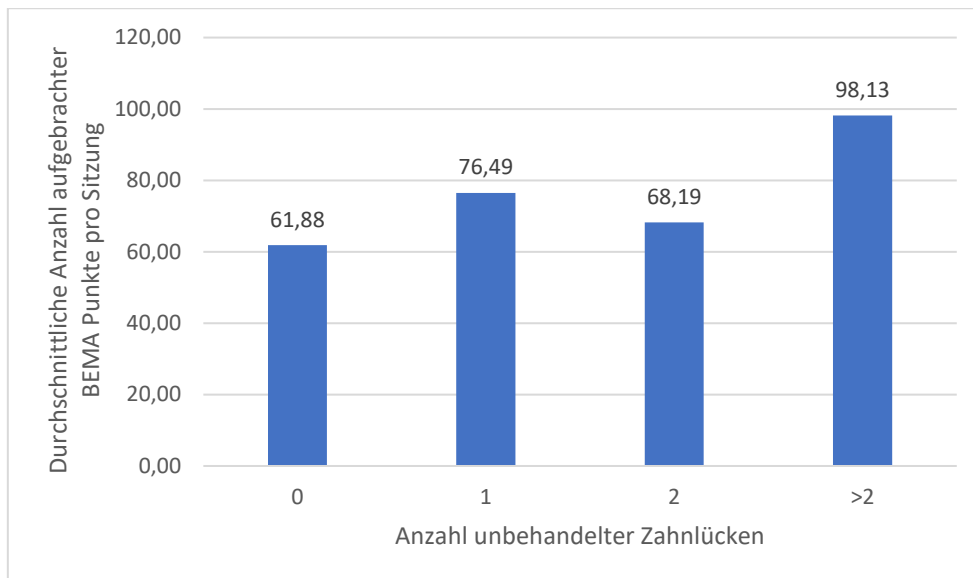


Abbildung 62: Durchschnittliche abgerechneter BEMA-Punktwert pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken

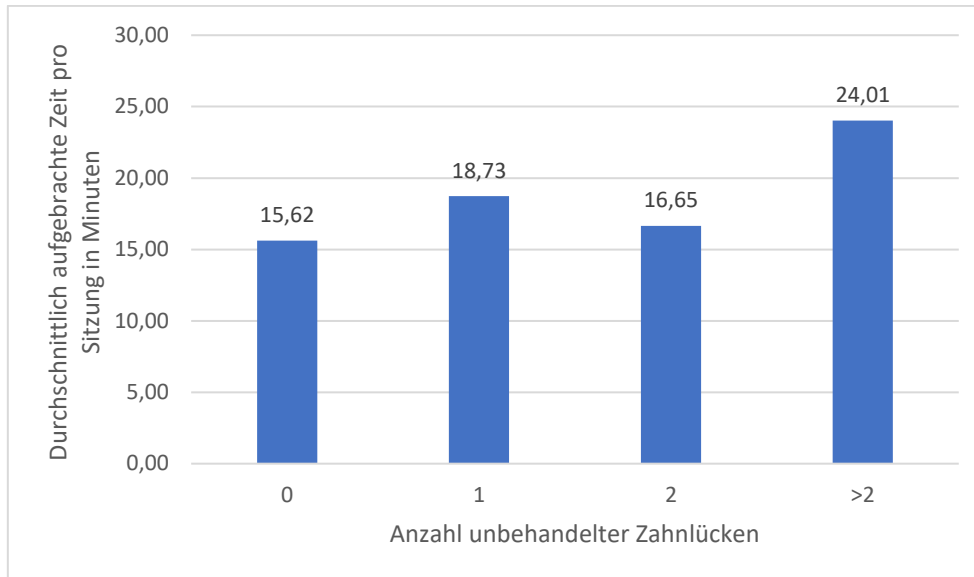


Abbildung 63: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken

Eine Korrelationsanalyse ergab eine nicht signifikante, positive Korrelation der Attribute „Unbehandelte Zahnlücken“ und „aufgebrauchte Behandlungszeit“ ($p=0,38$, ns). Bei genauerer Betrachtung der einzelnen Gruppen mit 0, 1, 2 oder >2 unbehandelten Zahnlücken zeigte sich, dass die Gruppen mit keinen oder mehr als 2 unbehandelten Zahnlücken einen leicht signifikanten Unterschied im Vergleich mit den anderen Gruppen in Bezug auf die Behandlungszeit aufweisen. Eine Übersicht zu den Werten stellt Tabelle 17 dar.

Tabelle 17: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der unbehandelten Zahnlücken und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen

Anzahl unbehandelter Zahnlücken	Ø Anzahl Abrechnungspositionen pro Sitzung	Ø BEMA Punkte pro Sitzung	Ø Zeit pro Sitzung	Signifikanz der Ø Zeit pro Sitzung
0	3,67	61,88	15,62 min	$p=0,0317$; *
1	4,17	76,49	18,73 min	$p=0,23$; ns
2	3,29	68,19	16,65 min	$p=0,89$; ns
>2	4,60	98,13	24,01 min	$p=0,0168$; *

3.1.2.11. Anzahl kariöser Läsionen

Die meisten Patienten (89%) weisen im Zahnbefund vor der analysierten Behandlung keine kariöse Läsion auf (Abbildung 64).

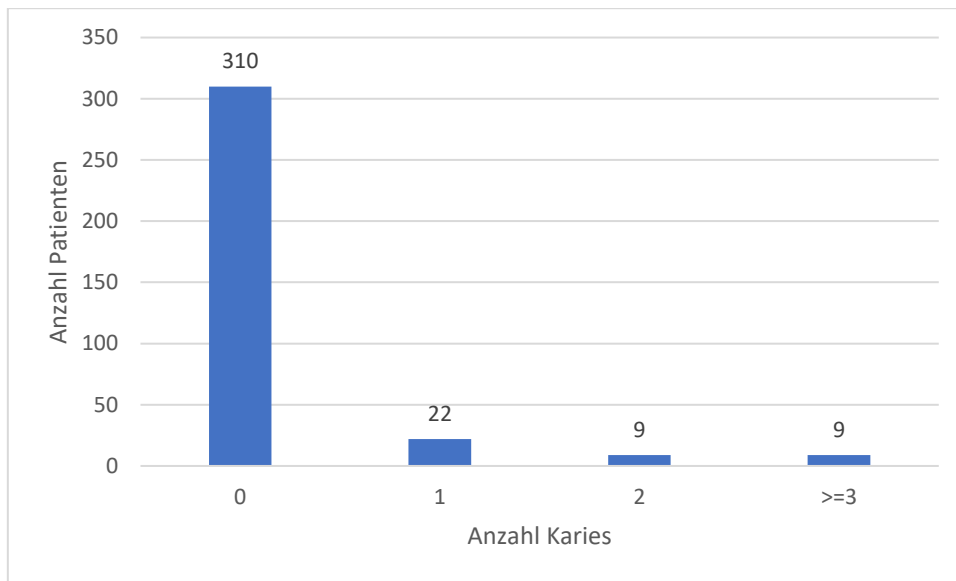


Abbildung 64: Anzahl vorhandener kariöser Läsionen bei allen Patienten

Bei der Auswertung der Relationen zwischen der Anzahl vorhandener kariöser Läsionen und des Behandlungsumfangs zeigt sich wie zu erwarten ein aufsteigender Trend. Je mehr Karies bei einem Patienten bereits vor der Behandlung befundet wurde, desto länger war die Behandlungszeit.

Im Gesamtdurchschnitt waren $0,27 \pm 1,08$ kariöse Läsionen bei den einzelnen Patienten bereits befundet.

Auswertend zeigte sich, dass im Durchschnitt 2 Abrechnungspositionen mehr bei Patienten mit 3 oder mehr kariösen Läsionen abgerechnet wurden als bei kariesfreien Patienten. Folgend wurden auch wesentlich mehr BEMA-Punkte abgerechnet (56,41 BEMA-Punkte mehr) und es musste in den einzelnen Behandlungen auch wesentlich mehr Zeit (12,46 Minuten mehr) aufgebracht werden (Abbildung 66, Abbildung 67, Abbildung 67). Die Anzahl vorhandener kariöser Läsionen zeigte einen deutlich hoch signifikanten Einfluss auf die Behandlungszeit ($p=0,0004$; ***).

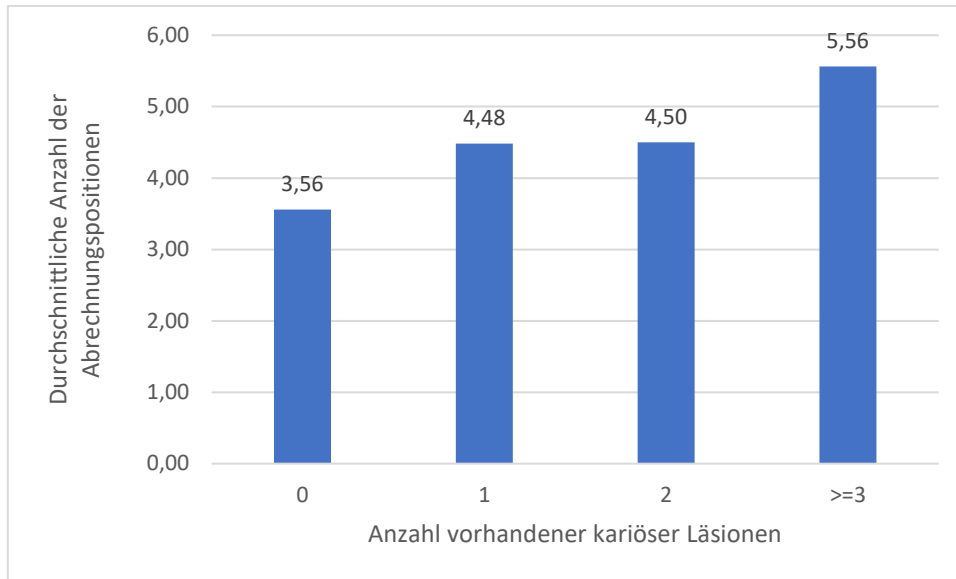


Abbildung 65: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen

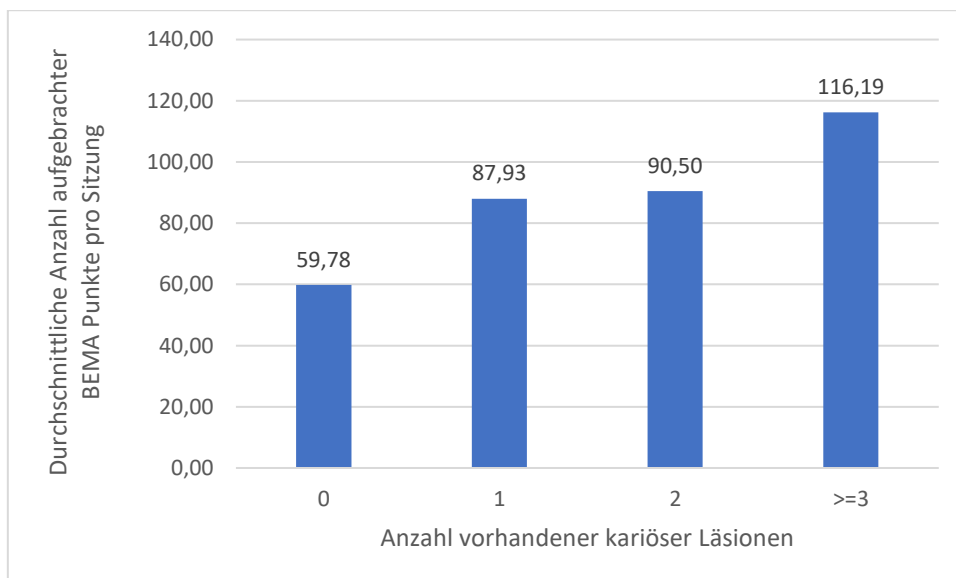


Abbildung 66: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen

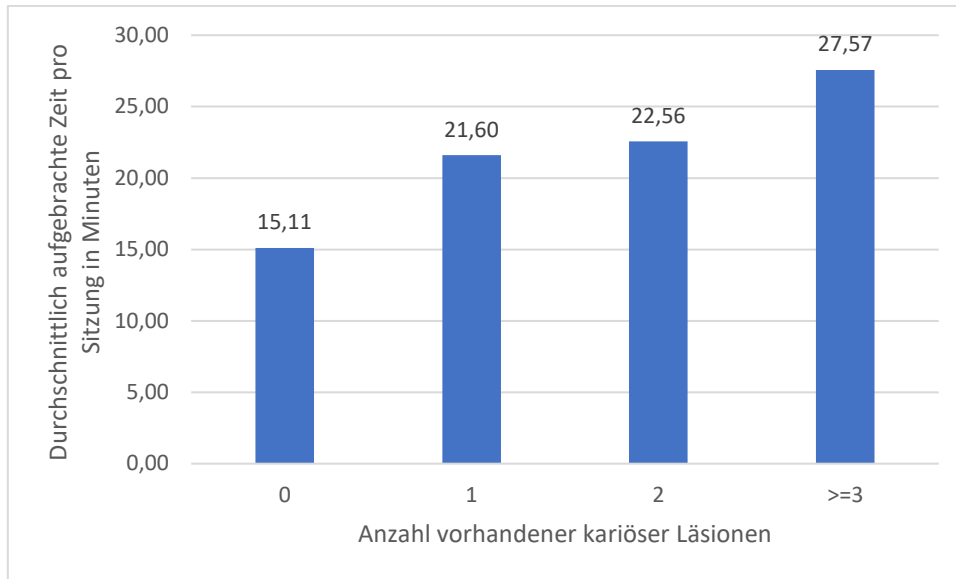


Abbildung 67: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit in Minuten pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen

3.1.2.12. Weisheitszähne

Die Mehrheit der Patienten (76,29%) hatte keine vorhandenen Weisheitszähne (Abbildung 68).

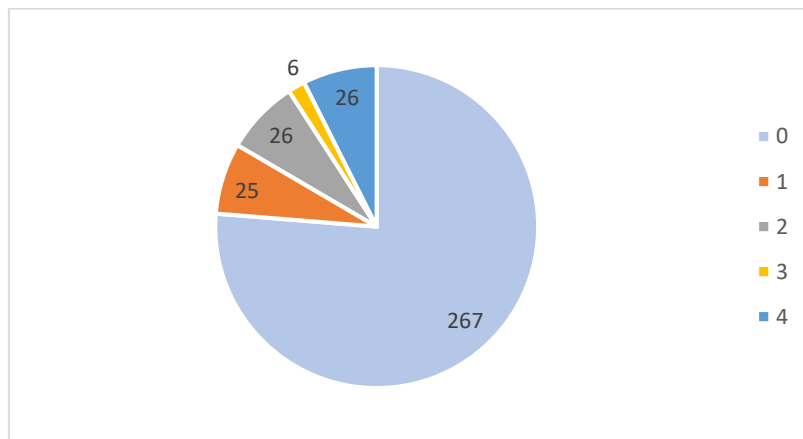


Abbildung 68: Anzahl vorhandener Weisheitszähne bei allen Patienten

Im Durchschnitt waren $0,57 \pm 1,18$ Weisheitszähne bei jedem Patienten vorhanden.

Es konnte bei der Auswertung der statistischen Daten keine signifikante Relation zwischen der Anzahl der vorhandenen Weisheitszähne und des Behandlungsumfangs hergestellt werden ($p=0,21$; ns).

Eine Eingliederung des Faktors „vorhandene Anzahl der Weisheitszähne“ in eine Formel für die voraussichtliche Termindauer sollte sich also als nicht sinnvoll herausstellen.

3.1.2.13. Wurzelkanalbehandlungen

Im Durchschnitt wurde bei jedem Patienten des Kollektivs $0,68 \pm 1,34$ wurzelkanalbehandelte Zähne gezählt, die meisten Patienten (69%) weisen keinen einzigen wurzelkanalbehandelten Zahn auf (Abbildung 69).

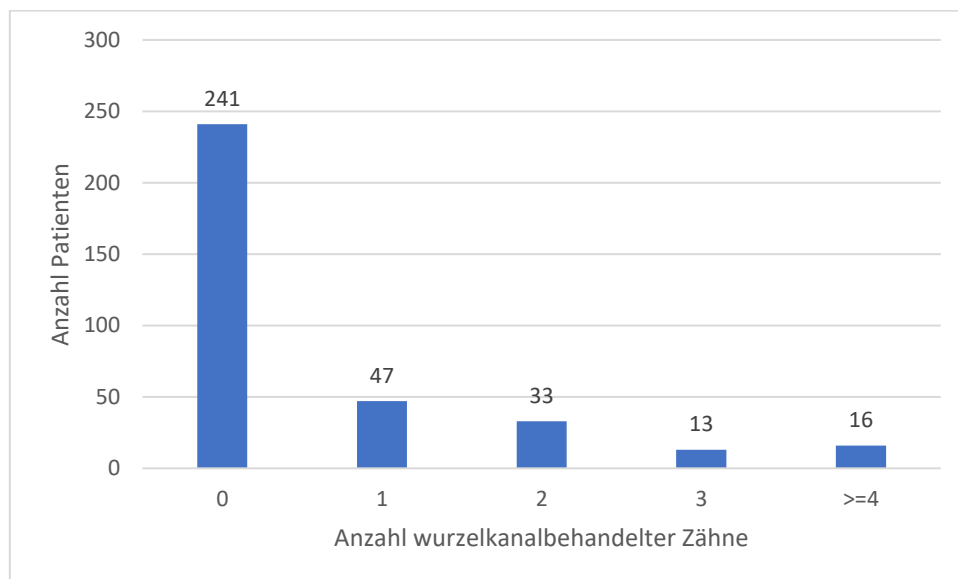


Abbildung 69: Verteilung der Anzahl endodontologisch behandelter Zähne bei allen Patienten

Vergleichbar mit der Anzahl der vorhandenen Weisheitszähne konnte auch hier kein deutlicher Zusammenhang zwischen der Anzahl vorhandene endodontisch behandelten Zähne und des Behandlungsumfangs der einzelnen Sitzungen hergestellt werden ($p=0,21$; ns).

Auch das Attribut „Anzahl vorhandener Wurzelkanalbehandlungen“ wird demnach keine Rolle in der Berechnung der voraussichtlichen Termindauer spielen.

3.1.2.14. Parodontalstatus

Die Mehrheit der untersuchten Patienten zeigen keine parodontalen Schäden oder Erkrankungen (74%). 16% der Patienten weisen einen Parodontalstatus (gemessen an dem für diese Studie entworfenen Parodontalindex, Kapitel 2.2.1.14) von 1 auf, 6% den Status 2 und 4% den Status 3 (Abbildung 70).

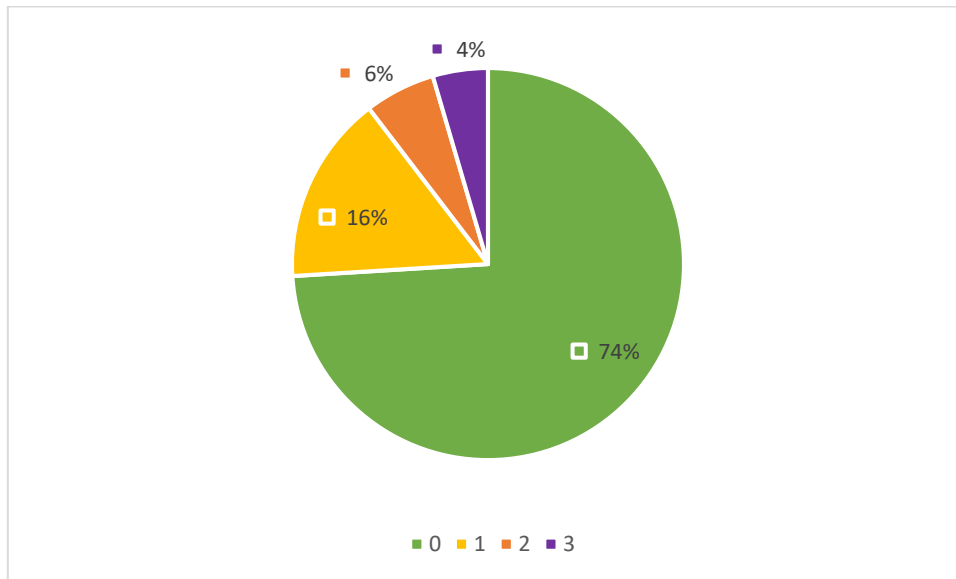


Abbildung 70: Verteilung des Parodontalstatus im Patientenkollektiv

Untersucht man den Behandlungsumfang in Abhängigkeit des Parodontalstatus, so zeigt sich, dass bei Patienten mit gesundem Zahnhalteapparat (Status 0) der geringste Behandlungsaufwand betrieben wird. Bei ihnen werden im Durchschnitt nur 3,61 Positionen abgerechnet mit einem Gesamtwert von durchschnittlich 61,63 BEMA-Punkten. Im Durchschnitt dauert eine Behandlung bei ihnen 15,40 Minuten. Größer sind diese Werte bei Patienten mit einem Parodontalstatus von 1 oder größer, wobei sie bei Patienten mit dem Status 1 am größten sind. Bei ihnen dauert eine Behandlung im Schnitt 23,55 Minuten, also 8,15 Minuten länger als bei Patienten des Status 0. Außerdem werden bei ihnen wesentlich mehr BEMA-Punkte abgerechnet (96,56 Punkte) und im Durchschnitt 5,06 Positionen abgerechnet, wie in folgenden Säulendiagrammen (Abbildung 72, Abbildung 73, Abbildung 73) abzulesen ist. Eine Korrelationsanalyse zwischen den Attributen Parodontalstatus und aufgebrauchte Behandlungszeit lieferte ein Ergebnis von $p < 0,0001$ und ist somit sehr signifikant (****).

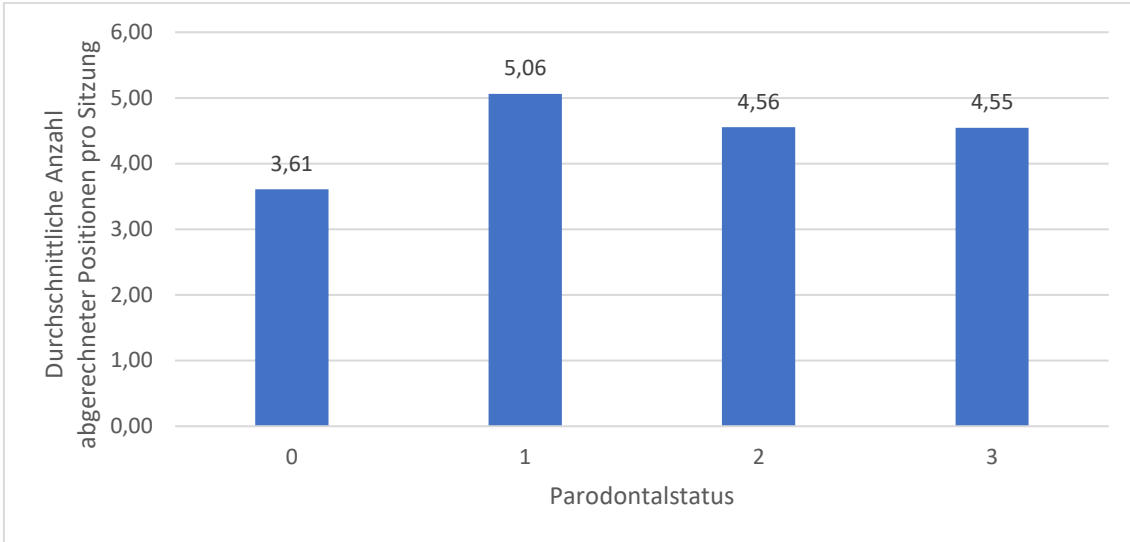


Abbildung 71: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus

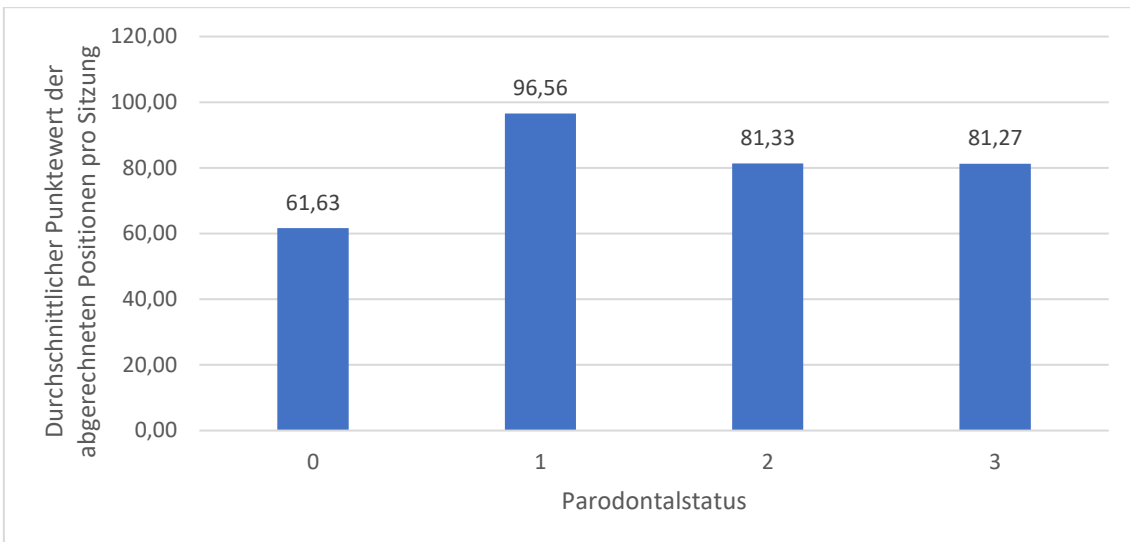


Abbildung 72: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus

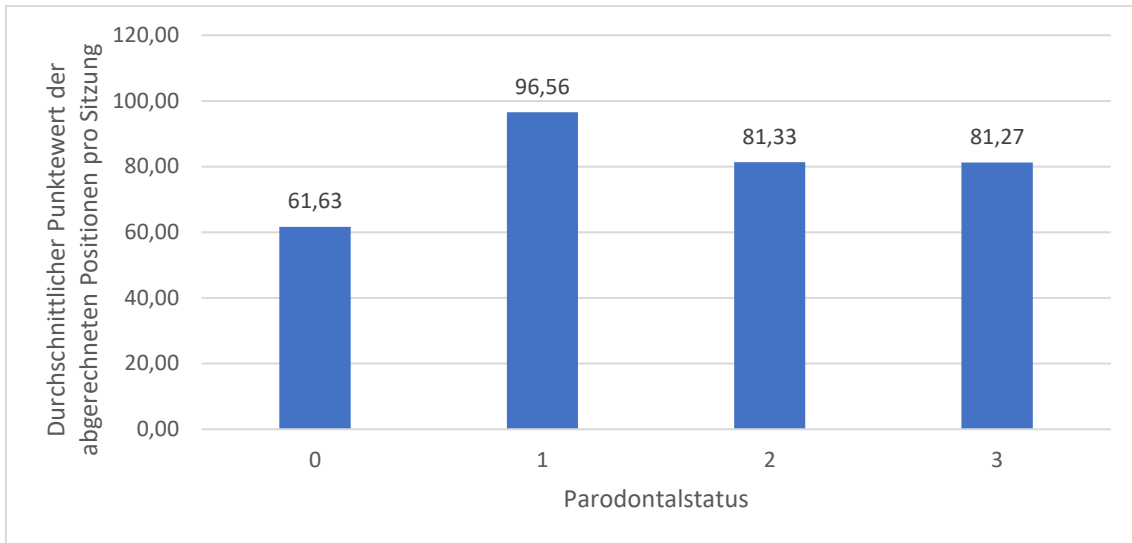


Abbildung 73: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus

3.2. Berechnung der zeitlichen Vorhersage

3.2.2. Berechnung durch statistische Durchschnittswerte

Bei der Berechnung der statistischen Durchschnittswerte aller Patienten wie in Kapitel 2.3.3 beschrieben und Testung des Verfahrens an der Testgruppe ergibt sich insgesamt eine Optimierung um 3,38% durch Anwendung der vorhergesagten Termindauer im Vergleich zur Terminvergabe von 16,28 Minuten (Durchschnittswert aller Termine).

3.2.3. Berechnung durch selektierte statistische Durchschnittswerte

Es wurde ermittelt, welche Attribute der Patienten die größte Aussagekraft zur Behandlungszeit haben. Nur diese Patientenattribute wurden dann zur Berechnung herangezogen. In Tabelle 18 wurden nochmals alle in der Datenbank erfassten

Patientenattribute und deren berechnete Signifikanz in Bezug auf die Behandlungszeit gelistet.

Tabelle 18: Übersicht der verschiedenen dokumentierten Patientenattribute und deren Signifikanz in Hinblick auf Behandlungszeit

Attribut	p	Signifikanzgewichtung
Alter	<0,0001	****
Parodontalstatus	<0,0001	****
Anzahl kariöse Läsionen	0,0004	***
Anzahl vorhandener Zähne	0,0064	**
Neupatient	0,0088	**
Regelmäßigkeit der Vorsorgeuntersuchungen	0,0181	*
Versicherungstyp	0,15	ns
Anzahl Weisheitszähne	0,21	ns
Anzahl Wurzelkanalbehandlungen	0,21	ns
Geschlecht	0,26	ns
Anzahl unbehandelte Zahnlücken	0,38	ns
Anzahl fehlender Zähne	0,58	ns
Regelmäßigkeit der Prophylaxe	0,78	ns
Anzahl vorhandene Füllungen	0,81	ns

Die Attribute Alter, Parodontalstatus, Anzahl kariöser Läsionen, Anzahl vorhandener Zähne, Neupatient und die Regelmäßigkeit der Vorsorgeuntersuchungen scheinen in Hinsicht auf die Behandlungszeit die größte Gewichtung zu haben. Wurden nur diese Faktoren oder nur einige dieser in die Berechnung der voraussichtlichen Behandlungszeit einbezogen, so konnte keine Optimierung erreicht werden.

Nach mehreren Versuchen („Trial-and-Error“) verschiedener Kombinationen der Patientenattribute wurde das beste Ergebnis erzielt, wenn lediglich ausgeschlossen wurde, ob ein Patient männlich und minderjährig ist, komplett zahnlos ist oder wenn mehr als 3 kariöse Läsionen vorhanden waren. Traf dies zu, wurde für jene Patienten der für diesen spezifischen Fall entsprechende Sonderzeitwert gewählt. Für alle anderen Patienten der Testgruppe, auf welche diese 3 Ausnahmen nicht zutrafen, wurden die statistischen Gesamtdurchschnittswerte wie in 2.2.2. beschrieben angewendet.

Durch Anwendung dieses Verfahrens wurde eine Optimierung um 5,79% im Vergleich zur Terminvergabe von pauschal 16,28 Minuten erzielt.

3.2.4. Berechnung durch neuronale Netzwerke / Maschinelles Lernen

Die drei verschiedenen Methoden maschinellen Lernens (CNN, MLPNN, RF) wurden anhand der Studiengruppe trainiert und anhand der Testgruppe auf Optimierung geprüft. Die Umsetzung erfolgte mithilfe des Frameworks Tensorflow in der Programmiersprache Python.

Die Behandlungsdatendaten wurden zufällig in zwei Gruppen unterteilt; eine Gruppe (n=400) zum Trainieren des Neuronalen Netzes und eine Gruppe (n=100) zum Testen der Daten. Die einzelnen Daten wurden für die weitere Verarbeitung mittels ML normalisiert. Binärvariablen wurden entsprechend in 0 oder 1 deklariert. Nicht-Binärwerte (x) wurden in ihre Maximal- bzw. Minimalwerte deklariert und anhand der folgenden Formel zu x'i normalisiert:

$$x'i = (xi - xmin)/(xmax - xmin)$$

Verschiedene Anzahlen von Iterierungen („Epochs“) wurden in Zehnerschritten getestet und durch das Verfahren „Versuch und Irrtum“ (Trial-and-Error) die Iterierungsanzahl mit dem bestmöglichen Ergebnis gewählt. Die besten Ergebnisse in Hinsicht auf Optimierung wurden bei 120 Epochs für CNN, 140 Epochs für MLPNN und 80 Epochs für RF erreicht.

Wie in Abbildung 74 zu sehen ist, wurde bei keinem der drei Methoden eine absolut zuverlässige Vorhersagegenauigkeit erzielt, da die Ergebnisse durchweg sehr ausschlagend sind. Der Graph der tatsächlich aufwendeten Behandlungszeiten (rot) zeigt anhand seiner starken Volatilität, wie sehr sich einzelne Behandlungen zeittechnisch unterscheiden können. Alle drei Methoden zeigen eine deutliche Annäherung an die durchschnittliche Terminzeit aller Behandlungen, welche bei 16,28 Minuten liegt. Durch Anwendung der Optimierungs-Prüfformel konnte festgestellt werden, ob und inwiefern die Methoden Anwendungspotential aufweisen.

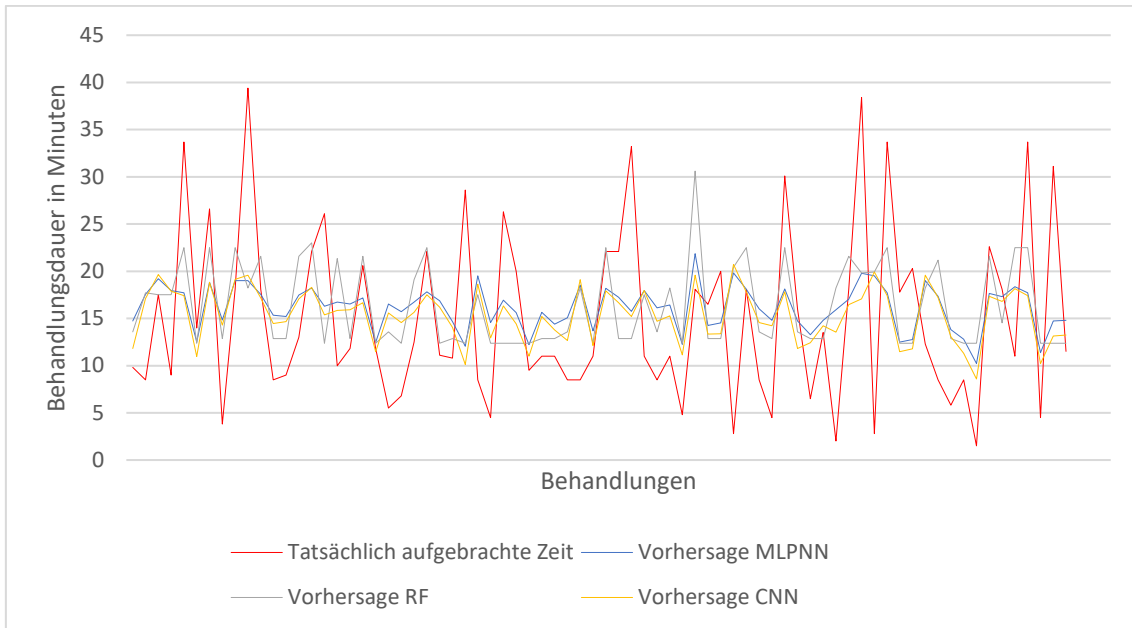


Abbildung 74: Vergleich der verschiedenen angewendeten Methoden maschinellen Lernens in Bezug auf Treffergenauigkeit

Die Testung der drei verschiedenen Optimierungsmethoden anhand der Testgruppe liefert folgende Ergebnisse in Tabelle 19:

Tabelle 19: Optimierungsergebnisse der getesteten ML-Methoden

Methode	Gesamtoptimierung
Convolutional Neural Network (CNN)	15,64%
Multilayer Perception Neural Network (MLPNN)	8,93%
Random Forest	9,08 %

4. Diskussion

4.1. Diskussion der Methoden

4.1.1. Zeitmessung

Die Umsetzung der Annäherungsverfahren an die voraussichtliche Behandlungszeit basierte auf den gesammelten Patientendaten. In der elektronischen Patientenakte, aus welcher die Daten stammen, wurde keine Zeitmessung der Behandlungen gepflegt, weswegen die Behandlungszeit in den einzelnen Datensätzen über die abgerechneten Abrechnungspositionen angenähert wurden. Die Zeitwerte der einzelnen Abrechnungspositionen wurden der „Bayerischen Tabelle 2020“ der BLZK und KZVB (BLZK, 2020) entnommen und entsprechen einem Richtwert. Diese Richtwerte beziehen sich lediglich auf Durchschnitte und wirtschaftliches Optimum, nicht aber auf realistische Werte wie individuellen Behandlungsstil, Praxisabläufen oder Zeitbedarf verschiedener Behandlungsmethoden. Die Werte der „Bayerischen Tabelle“ wurden dennoch als Zeitmaß gewählt, da davon ausgegangen wurde, dass sie in einer skalierbaren Relation zueinanderstehen, also auch nachträglich mit einem individuellen Koeffizienten multipliziert werden können. Alternative Methoden zur nachträglichen Bestimmung der aufgezeichneten Behandlungen wären denkbar gewesen, hätten jedoch ebenfalls ihre Nachteile gehabt. So wäre es auch möglich gewesen, eigene Zeitmessungen für die einzelnen Abrechnungspositionen anhand von beispielhaften Messungen festzulegen. Diese wären dann jedoch individueller, also auf die Praxisabläufe und Behandlungsstil des messenden Behandlers basierend und somit weniger universell anwendbar. Außerdem hätte eine selbstständig durchgeführte Zeitmessung vor der Herausforderung gestanden, dass meist mehrere Abrechnungsposition nebeneinander abgerechnet werden, entsprechende zahnärztliche Leistungen jedoch oft simultan ausgeführt werden oder ineinandergreifen. Das Differenzieren und Bestimmen der tatsächlich aufgebrauchten Zeit bestimmter Positionen wäre somit womöglich erschwert worden.

4.2. Diskussion der Ergebnisse

4.2.1. Deskriptive Statistik

4.2.1.2. Geschlecht

Bei der Auswertung der Statistik in Bezug auf das Geschlecht der Patienten fiel auf, dass der Teil der weiblichen Patienten mit 53% größer war als der der männlichen (47%). Dies lässt sich womöglich durch eine höhere Motivation zur zahnmedizinischen Vorsorge beim weiblichen Geschlecht erklären. Patientenumfragen von Oberoi et al. (2014) bestätigen dies. In der Studie von 2014 zeigte sich, dass 52,7% der Patientinnen mindestens einmal im vergangenen Jahr beim Zahnarzt vorstellig waren, von den männlichen Umfrageteilnehmern nur 41,8% (Oberoi et al., 2014).

Ein weiterer Faktor für die ungleiche Gewichtung der Geschlechter im Patientenkollektiv könnte sein, dass laut Bundeszentrale für politische Bildung die Aufteilung der Geschlechter in der Bundesrepublik Deutschland mit ihren 83 Millionen Einwohner im Jahr 2018 aus 50,7% weiblichen und 49,3% männlichen Bürgerinnen und Bürgern bestand (Bpb, 2020).

Bei dem durchgeführten Vergleich zwischen den Geschlechtern in Bezug auf die Konsultation zahnmedizinischer Prophylaxe-Maßnahmen fiel auf, dass erwachsene Frauen nur geringfügig häufiger die Prophylaxe durchführen ließen als erwachsene Männer. Somit könnte angenommen werden, dass sich eine allgemein geringfügig bessere Zahngesundheit bei weiblichen Patienten widerspiegelt und diese somit allgemein weniger Behandlungsdauer benötigen. Die Aussage, dass weibliche Patientinnen in der Regel Prophylaxe-bereiter sind wird durch die Studie von Carpizo & Buhia (2018) gestützt. Sie untersuchten den Unterschied zwischen weiblichen und männlichen Patienten und fanden heraus, dass weibliche Patientinnen häufiger beim Zahnarzt vorstellig sind und professionelle Prophylaxe-Maßnahmen häufiger in Anspruch nehmen (Carpizo & Buhia, 2018).

Zusätzlich ergab die Auswertung der Statistik jedoch auch, dass bei weiblichen Patientinnen auch häufiger restaurative Maßnahmen wie Zahnfüllungen vorgenommen werden müssen. Dies steht womöglich im Widerspruch zur höheren Motivation zur Prophylaxe im Vergleich mit den männlichen Patienten.

Männer scheinen deutlich häufiger Neupatienten in der Praxis zu sein, was sich möglicherweise mit der Vermutung belegen lässt, dass Männer eventuell häufiger mit dem Behandler unzufrieden sind und nach geeigneteren Zahnärzten in anderen Praxen suchen. Ein weiterer möglicher Erklärungsansatz könnte sein, dass Frauen sich im Allgemeinen schwerer mit der Entscheidung, die Praxis zu wechseln tun.

In Bezug auf die Erstvorstellung in der Praxis lässt sich ein unerwartetes Muster sehen welches zeigt, dass weibliche Patientinnen etwas öfter wegen Schmerzen vorstellig sind als männliche. Zu erwarten war, dass Männer aufgrund allgemein bekannter schlechterer Zahngesundheit und eventuell eingeschränktem Willen zur Prophylaxe etwas häufiger wegen Zahnschmerzen vorstellig sein sollten. Erklären lässt sich die Statistik womöglich mit dem Willen zur schnellen Abklärung auch bei kleinen Symptomen bei Frauen, während Männer eher dazu geneigt sind, Zahnschmerzen zu erdulden und hoffen, dass sich diese von selbst ergeben. Angst vor dem Zahnarzt kann mit den Ergebnissen assoziiert werden, wenn davon ausgegangen wird, dass eine bestehende Zahnarztphobie Patient/innen von der Vorsorgeuntersuchung abhält und erst bei auftretenden Schmerzen vorstellig werden lässt. Zu belegen ist diese Vermutung mit einer Studie von Lahti et al. Sie fanden durch Umfragen heraus, dass in allen Altersgruppen weibliche Patientinnen signifikant mehr Angst vor Zahnarztbesuchen haben als männliche Patienten (Lahti et al., 2007).

Bei der zwischen den Geschlechtern differenzierten statistischen Auswertung der Notwendigkeit für Folgetermine ließ sich feststellen, dass männliche Patienten (n=149) 9-mal mindestens einen Folgetermin (6%) hatten. Weibliche Patientinnen (n=150) hingegen brauchten mit 17-mal (11%) häufiger mindestens einen Folgetermin als männliche. Ein gegenteiliges Ergebnis zeichnet sich beim Vergleich der Notwendigkeit zum Folgetermin bei Schmerzfällen ab. Hier waren 27% (26 von 60 Terminen) der Folgetermine für männliche Patienten und nur 24% (34 von 60 Terminen) für weibliche. Hier lässt sich zusammenfassend feststellen, dass bei weiblichen Patientinnen Folgetermine häufiger aus Kontrolluntersuchungen resultieren, womöglich wegen der Feststellung pathologischer Befunde wie Karies oder der Wahrnehmung zum Vorschlag der Zahnprophylaxe, welcher nicht in der gleichen Sitzung durchgeführt werden kann. In der Gruppe der männlichen Schmerzpatienten hingegen werden häufiger Folgetermine gemacht, da sich womöglich zeitaufwändigere Therapien aus der Behandlung und Befundung beim Schmerztermin ergeben.

Weiter wurde festgestellt, dass bei den Patienten ab dem 18. Lebensjahr die Unterschiede der Geschlechter in Bezug auf dokumentierte Abrechnungspunktwerte und Behandlungszeit weniger signifikant (1,31 Punkte Unterschied) waren als im Vergleich zu denen unter dem 18. Lebensjahr (17,05 Punkte unterschied). Es zeigt sich, dass der größte Zeitaufwand bei jungen männlichen Patienten in der Altersgruppe 10-19 Jahren aufzubringen war. Diese Feststellung lässt sich vermutlich wegen einer höheren Anzahl pathologischer Befunde aufgrund schlechterer Mundhygiene der Gruppe der jungen männlichen Patienten belegen.

Zunächst etwas widersprüchlich fiel auf, dass auf der einen Seite weibliche Patientinnen durchschnittlich eine geringfügig größere Anzahl von zahnärztlichen Befundungen aufweisen: sie hatten durchschnittlich geringfügig mehrere Füllungen, vorhandene Karies, wurzelkanalbehandelte Zähne, weniger vorhandene Zähne und mehr Zahnlücken (prothetisch versorgt oder nicht) als männliche Patienten. Auf der anderen Seite jedoch war in der statistischen Auswertung zu beobachten, dass Männer im Schnitt etwas mehr Zeit pro Behandlung benötigen. Ein möglicher Erklärungsansatz hierfür wäre, dass männliche Patienten eher dazu geneigt sind, beim Zahnarzt vorstellig zu werden, wenn bereits Schmerzen auftreten und nach Behebung dieser, den Zahnarzt erneut eher meiden. Frauen hingegen würden bei diesem Erklärungsansatz auch ohne akute Schmerzen vorstellig werden und auch häufiger Prophylaxemaßnahmen in Anspruch nehmen.

4.2.1.3. Alter

Bei der statistischen Auswertung der verschiedenen Altersgruppen wurde festgestellt, dass Patienten in den jüngeren Altersgruppen (30-50 Jahre) eher unregelmäßig wegen prophylaktischer Maßnahmen in die Zahnarztpraxis gehen. In den älteren Altersgruppen, also ab 50 Jahren, aber vor allem auch in den jüngeren Altersgruppen (unter 30 Jahren) scheint die Prophylaxe-Bereitschaft größer zu sein. Dies kann zum einen damit zusammenhängen, dass viele Patienten es für weniger notwendig erachten, ihre Zähne im Rahmen der Zahnprophylaxe professionell reinigen zu lassen, zumal diese Leistung nicht grundsätzlich von den gesetzlichen Krankenkassen abgedeckt ist und es einer Zuzahlung bedarf. Das Bewusstsein zur Wichtigkeit der regelmäßigen Prophylaxe scheint mit zunehmendem Alter und dem womöglich damit einhergehenden höheren

Gesundheitsbewusstsein zu steigen. Aller Vermutung nach ist die Erklärung für die verhältnismäßig starke Prophylaxe-Bereitschaft in den jüngeren Altersgruppen unter 30 Jahren die von den gesetzlichen Krankenkassen bezahlte Individualprophylaxe, welche ab dem 18. Lebensjahr der i.d.R. zuzahlungspflichtigen professionellen Zahnreinigung gegenübersteht.

In der Altersgruppe der Patienten mit mehr als 80 Lebensjahren waren mit 20% die meisten Neupatienten zu finden. Dies könnte sich mit einer größeren Unzufriedenheit bei Patienten im höheren Alter erklären lassen, womöglich mit Bezug auf stärkere Unzufriedenheit bei der Verwendung von Zahnprothesen bei im Alter stärker vertretenden Zahnlosigkeit. Häufig könnten Patienten aus dieser Altersgruppe nach alternativen Behandlungsmöglichkeiten zur prothetischen Versorgung in anderen Zahnarztpraxen suchen.

Bei der Betrachtung der Anzahl vorhandener Zahnfüllungen zeigten sich statistisch signifikante Unterschiede in den Altersgruppen. Die durchschnittliche Anzahl der vorhandenen Zahnfüllungen ist mit ca. 7 Füllungen in den Altersgruppen der 30-39-jährigen am höchsten. In folgenden, älteren Altersgruppen sind Zahnfüllungen dann wieder seltener zu finden. Dies könnte mit der zuvor beschriebenen niedrigeren Anzahl der vorhandenen Zähne in Zusammenhang stehen.

4.2.1.4. Versicherungstyp

Privat versicherte Patienten waren seltener zur regelmäßigen Routineuntersuchung erscheinen als gesetzlich versicherte Patienten. Nur 46% von den privat versicherten Patienten kamen regelmäßig, bei den gesetzlich Versicherten waren es 64%. Ein gegenteiliger Trend ist beim Vergleich der regelmäßigen Prophylaxe zu beobachten. Hier sind privat versicherte Patienten mit 38% regelmäßiger bei der Zahnprophylaxe anzutreffen als gesetzlich Versicherte mit gerade mal 17%. Dies könnte damit zusammenhängen, dass bei privaten Versicherungsmodellen die professionelle Zahnreinigung als Prophylaxe-Maßnahme gedeckt ist, während sie bei gesetzlich versicherten Patienten in der Regel eine Privatleistung ist.

4.2.2. Berechnung der zeitlichen Vorhersage

Um ein Verfahren für eine möglichst realistische Vorherbestimmung der Terminzeiten zu entwickeln, wurden verschiedene Methoden erprobt und miteinander anhand ihres Optimierungspotenzials verglichen.

Der Wert der Optimierung ergibt sich aus einer eigens für die Studie erstellten Formel und bezieht sich auf die Nähe der berechneten Behandlungsdauer zur tatsächlich aufgebrauchten Behandlungsdauer im Vergleich zu einem errechneten Durchschnittswert pauschal vergebener Terminslots. Diese Formel wurde aufgestellt, um die verschiedenen Methoden der Termindauervorhersagen miteinander zu vergleichen und auf ihre Treffgenauigkeit zu prüfen. Ein hoher durchschnittlicher Optimierungswert einer Methode kann aussagen, dass Wartezeiten verkürzt und somit die Patientenzufriedenheit und der Zeitdruck auf den Behandler verbessert werden, wenn die errechnete Terminlänge bei der Planung der Behandlung benutzt wird anstatt einer pauschalen Termindauervergabe. Eine Optimierung ergibt sich, wenn die errechnete Termindauer näher an der tatsächlich aufgebrauchten Behandlungsdauer ist als eine pauschale Terminvergabe mit festgelegten Standardzeitwerten.

Die bestmögliche Optimierung der Testgruppe wurde mit dem CNN Verfahren maschinellen Lernens erzielt (15,64% Optimierung im Vergleich zu pauschaler Terminvergabe einer immer gleichen, festgelegten Terminzeit). Mit den ML Verfahren MLPNN und RF wurden schlechtere Optimierungswerte erzielt (RF: 9,08%; MLPNN: 8,93%). Die niedrigsten Optimierungswerte lieferten die Methoden anhand von eigens erstellten Formeln. Die Methode durch Verwendung der Formel aller statistischer Durchschnittswerte für die Schätzung der Behandlungsdauer lieferte eine Gesamtoptimierung von 3,38%; die Methode durch Verwendung selektierte statistischer Durchschnittswerte lieferte eine Gesamtoptimierung von 5,79%.

Warum die verwendeten Methoden mal besser oder mal schlechter geeignet für das Einsatzgebiet der Terminoptimierung sind, ist schwer zu ergründen. Die verschiedenen ML-Methoden wurden für verschiedene, breit gefächerte Anwendungsgebiete wie beispielweise für die Bild-, Sprach- oder Texterkennung entwickelt, um wiederkehrende Muster in Daten erkennen und die erlernte „Erfahrung“ auf neuen Daten anzuwenden. Eine rückwirkende Ansicht auf das durch die jeweilige Methode erstellte neuronale Netzwerk zum Nachvollziehen der getroffenen Entscheidungen ist aufgrund seiner

Komplexität nicht möglich. Russell et al. beschrieben ML-Anwendungen als „Black Box“, in welchen man nicht sehen kann wie ein Algorithmus das erreicht, was er erreicht oder wie er zu einem Ergebnis kommt (Brewka, 1996).

Mit einem Optimierungspotenzial von 15,64% wurde ein zufriedenstellendes Ergebnis bei der Termindauervorhersage erzielt. Bei der Betrachtung der tatsächlich aufbrachten Terminzeiten der Testgruppe (Abbildung 74) ist festzustellen, dass die Termindauer in der zahnärztlichen Praxis sehr variabel sein kann. Die Ursachen hierfür können mannigfaltig sein und können nur auszugswise beschrieben werden. Patienten können selbst oft nicht richtig einschätzen, beschreiben oder kommunizieren, welche zahnmedizinischen Probleme bei ihnen aufgetreten sind oder welchen Behandlungsumfang dies mit sich bringt, wenn sie einen Termin vereinbaren. Gleiches gilt für unter Umständen unzureichend geschultes oder unerfahrenes terminvergebendes Praxispersonal. Auch kann sich aufgrund nicht vorhersehbarer medizinischer Indikationen der Umfang einer Behandlung ändern. Bei Patienten mit mehreren vorhandenen pathologischen Befunden können bei ruhigem Praxisbetrieb mehrere Leistungen durchgeführt werden. Ebenfalls kann das individuelle Patientenverhalten eine Rolle in der Behandlungsdauer spielen. So ist es vorherzusehen, dass Angstpatienten häufig mehr Behandlungszeit in Anspruch nehmen oder manche Patienten sich mehr Beratung und Aufklärung vor einer zahnmedizinischen Behandlung wünschen. Studien zur Untersuchung einer genaueren Korrelation zwischen Behandlungszeit und beeinflussenden Faktoren in der zahnmedizinischen Praxis sind rar.

Die durchschnittliche Behandlungszeit im untersuchten Patientenkollektiv liegt bei 16,28 Minuten und hat eine sehr hohe Standardabweichung von 12,80 Minuten. Im Untersuchungskollektiv fanden sich Behandlungen mit einer Dauer von 1,5 Minuten (Minimum) bis zu 101,90 Minuten (Maximum). Trotz der Aufnahme einer Vielzahl von Patientenattributen in die Datenbank fällt auf, dass sich sehr lange oder sehr kurze Termine häufig nicht mit den gesammelten Daten in Verbindung bringen lassen. Dies könnte zum einen darauf zurückzuführen sein, dass es noch weitere signifikante und nicht in die verwendete Datenbank eingepflegte Attribute gibt, welche einen starken Einfluss auf die Termindauer haben. Eine andere Annahme wäre, dass die Dauer der zahnärztlichen Behandlung auch zusammenhangslos starker Volatilität ausgesetzt ist und sich dadurch nur schwer im Voraus berechnen lässt. Zufallsbefunde, also zuvor unbekannte dentale Pathologien, könnten ein Kriterium hierbei sein. Häufig kommt es

vor, dass Zufallsbefunde in der zahnärztlichen Praxis direkt behandelt werden und sich somit die Terminzeit verlängert. Eine Studie zu Zufallsbefunden anhand von Panoramaschichtaufnahmen (OPG) von Stošić aus dem Jahr 2014 stellte fest, dass 41,4% der untersuchten OPGs Zufallsbefunde aufwiesen (Stošić, 2014), was die obige Annahme stützt.

Eine Standardabweichung von 12,80 Minuten bei einer durchschnittlichen Behandlungszeit von 16,28 Minuten kann als relativ hoch betrachtet werden. Demnach befinden sich die Mehrheit aller Behandlungen der untersuchten Daten in einem Rahmen zwischen 3,48 Minuten und 29,08 Minuten. Diese große Diskrepanz stützt das Ziel dieser Studie mit dem Ziel einen Optimierungsweg zu finden.

Verglichen mit anderen Anwendungen von ML in der Medizin, insbesondere in der medizinischen Bilderkennung welche Ergebnisse mit nahezu absoluter Sicherheit erkennen können (Byrd et al., 2012; Meiyin & Li, 2015), ist das in dieser Studie erreichte Ergebnis als eher experimentell einzustufen. Die Datenmenge welche einem ML-Modell zum Trainieren zur Verfügung gestellt wird, hat eine direkte Auswirkung auf die Fähigkeit des Modells, Zusammenhänge zu erkennen und präzise Ergebnisse zu liefern (Stockwell & Peterson, 2002). Als fortsetzende Studie wäre die Arbeit mit einem größer angelegten Patientenkollektiv denkbar. Ebenfalls vorteilig könnte sich das Miteinbeziehen noch weiterer Attribute aus der Patientenkartei sein, selbst wenn diese auf den ersten Blick trivial erscheinen. Da ML-Trainingsverfahren in der Lage sind die Gewichtigkeit von Attributen in Hinblick auf das Ergebnis selbst zu beurteilen, wäre eine Schnittstelle zu einer der gängigen, in der Zahnmedizin üblichen, Praxissoftwares hilfreich. Somit könnte eine noch größere Anzahl von Informationen automatisiert abgerufen werden und ML-Modelle mit dem gesamten Patientenstamm trainiert werden.

Weitere Studien bezüglich variabler Länge der Behandlungszeiten beim Zahnarzt und deren Einflüsse sind rar, aber notwendig für verbesserte Verfahren zur Vorherbestimmung der Behandlungsdauer.

4.3. Praktische Anwendbarkeit der Methoden

Die vorgestellte Studie zu den verschiedenen Methoden der automatischen Vorherbestimmung von Behandlungszeiten wurde auf theoretischer Basis durchgeführt und nicht praktisch im Praxisalltag erprobt. Beispiele zur praktischen Umsetzung sind

eine Implementierung eines Algorithmus zum Erhalt von Vorschlägen der Termindauer in die genutzte Praxissoftware direkt oder den Gebrauch einer separaten Software.

Die Umsetzung einer separaten, unabhängigen Software zur Vorhersage der Termindauer wäre einfach, würde aber begrenzte Anwendbarkeit im Praxisalltag mit sich bringen. Eine denkbare Form wäre eine Softwaremaske in welche Patientenattribute direkt bei der Terminvergabe eingegeben werden, um eine Einschätzung der Terminlänge zu berechnen. Die Eingabe müsste jedoch sofort bei Terminvergabe, beispielsweise bei telefonischem Kontakt mit der Rezeptionistin, erfolgen. Die Eingabe von Patientenattributen, Symptomen und anderen nützlichen Informationen für eine Einschätzung wäre limitiert, da neben der Suche im Terminbuch für ein geeignetes Zeitfenster in einem lebhaften Praxisbetrieb wahrscheinlich wenig Zeit zur Verfügung steht. Auch müsste diese Art der Umsetzung auf eine statische Datenbank von Fällen zurückgreifen, um eine Einschätzung mithilfe maschineller Lernkonzepte zu erhalten, was die Genauigkeit des Zeitwertes negativ beeinflussen würde.

Eine Implementierung eines Terminzeit-Vorhersagealgorithmus in die Praxissoftware direkt würde Vorteile gegenüber einer ausgegliederten, nicht in der Praxissoftware implementierten Version bieten. Es könnte automatisch die Patientendatenbank genutzt werden, um beeinflussende Patientenattribute zu ergründen und eine noch verlässlichere Prognose abzugeben. Diese wäre dann auch auf den individuellen Behandlungsstil der bzw. des Behandlers abgestimmt. Auch wäre die praktische Anwendbarkeit bei einer telefonischen Terminvergabe verbessert, da Patientenattribute nicht manuell eingegeben werden müssten, sondern automatisch aus der elektronischen Patientenakte ausgelesen werden könnten, um somit Indizien für eine lange bzw. kurze Behandlungszeit zu ermitteln. Eine Implementierung in die Praxissoftware direkt wäre den Herstellern dieser zu überlassen.

4.4. Weitere Maßnahmen zur Terminoptimierung

Alternativ oder begleitend zur vorgestellten Methode der informatik-gestützten Vorhersage der Behandlungszeiten, werden weitere Maßnahmen zur Überarbeitung des Terminmanagements für einen harmonischen täglichen Praxisablauf zur Steigerung der Arbeitsproduktivität, Teammotivation und Patientenzufriedenheit diskutiert. Eine bereits gängige Praxis ist das Einführen sogenannter Behandlungszonen. Darunter

zu verstehen, ist die Strukturierung des Terminbuches durch Gruppierung bestimmter Leistungen oder Terminparameter zu festgelegten Tagen oder Zeiten. Gleichartige Behandlungen wie Patientenneuaufnahmen, Schmerzfälle oder Prophylaxe-Termine können somit für Behandler gebündelt werden, wodurch die Produktivität gesteigert werden könnte. Die Kategorisierung der Patienten in Gruppen in Bezug auf zahnmedizinisches Gesundheitsbewusstsein ist eine weitere denkbare Maßnahme zur Optimierung des Arbeitsablaufs wie auch des wirtschaftlichen Planens. Patienten könnten beispielsweise mithilfe eines Ampelsystems gruppiert werden: Grün für Patienten mit hohem zahnmedizinischen Gesundheitsbewusstsein, hoher Termintreue und guten Prophylaxe Gewohnheiten. Gelb steht für Patienten mit ausreichender Mundhygiene, welche regelmäßig in der Praxis vorstellig sind, meist aber wegen Zahnschmerzen oder anderen Problemen. Rot für Patienten mit unzureichendem Bewusstsein für Mundhygiene und Zahngesundheit. Sie erscheinen häufig nicht zu vereinbarten Terminen, sondern kommen meist unangemeldet mit akuten Zahnschmerzen und stören somit deutlich den Praxisablauf, provozieren Wartezeiten und verursachen Stress bei Behandlern und Team und unwirtschaftlichen Terminausfällen. Zur Optimierung der Workflows würden Patienten der Kategorien Grün und Gelb bei der Terminvergabe bevorzugt und mit entsprechend längeren Terminen geplant werden, wobei zu erwarten wäre, dass Patienten der Kategorie Grün meist aufgrund einer einwandfreien Zahngesundheit und Prophylaxe meist lediglich kurze Kontrolltermine benötigen. Die Auswertung der Patientendatenbank dieser Studie hat hervorgebracht, dass Patienten welche regelmäßig zur Kontrolle und/oder Prophylaxe erscheinen, deutlich kürzere Behandlungen beanspruchen und somit in die grüne Kategorie fallen würden. Patienten der Kategorie Rot erhalten hingegen lediglich sehr kurze Termine um Ausfälle zu kompensieren, optimalerweise zu Zeiten mit der geringsten Praxisauslastung durch Terminanfragen, um das Terminbuch noch weiter zu optimieren.

4.5. Ausblick für weitere Studien und Untersuchungen

Ziel der retrospektiven Studie war es, Verfahren für die Einschätzung der Termindauer anhand von Patientendaten einer zahnärztlichen Praxis zu entwickeln und zu testen, um die Abstimmung zwischen Behandlungsdauer und geplanter Terminzeit so optimal wie möglich zu gestalten, um Wartezeit, Qualität der Behandlung und Wirtschaftlichkeit der

Praxis zu verbessern. Die Ausgangshypothese, dass sich die Termindauer anhand verschiedener Parameter aus den Daten der Patientenkartei einschätzen lässt und somit eine annähernd genaue Termindauer prognostiziert werden kann, wurde untersucht und geprüft. Insgesamt wurden die Daten von 500 Patienten manuell über eine eigens erstellte Eingabemaske in die Datenbank eingepflegt. Ein automatisches Verfahren zum Export von Patientenkarteikarten hätte den zu untersuchenden Datensatz erheblich vergrößern können und somit auch die Qualität der angewendeten Berechnungsverfahren positiv beeinflusst. Zusätzlich hätten auf diesem Weg noch weitere Patientenattribute untersucht werden können und womöglich weitere aussagekräftige und zur Behandlungsdauer korrelierende Attribute entdeckt werden können. Aus datenschutztechnischen Gründen war jedoch ein automatisierter Export in der gegebenen Praxissoftware in diesem Umfang nicht gegeben. Das Einbringen von Experten auf dem Gebiet maschinellen Lernens und Neuronaler Netzwerke in weitere Studien und Untersuchungen würde womöglich durch besser angepasste Anwendungen und Methoden deutlich bessere Ergebnisse bei der Vorhersage von Terminzeiten hervorbringen.

5. Zusammenfassung

Diese retrospektive Studie untersuchte 500 Patientenakten des elektronischen Karteikartensystems einer privaten Zahnarztpraxis im Raum Miltenberg von Patienten, welche im Kalenderjahr 2018 zur Kontrolluntersuchung oder wegen Schmerzen vorstellig waren. Ziel der Studie war das Entwickeln einer Methode zur Vorhersage der Behandlungszeit für zukünftige Termine anhand verschiedener Patienteninformationen.

Zu den einzelnen Karteikarteneinträgen wurden die Attribute Geschlecht, Alter, Versicherungstyp, Verhalten zu regelmäßigen Kontroll- und Prophylaxeterminen, Anzahl vorhandener und fehlender Zähne, Anzahl prothetisch unversorgter Zahnlücken, Anzahl der Weisheitszähne, Anzahl der Füllungen, Anzahl der wurzelkanalbehandelten Zähne und Parodontalstatus in einer Datenbank eingepflegt. Ebenfalls hinterlegt wurde die Information, ob es sich um einen Neupatienten handelt, der Grund des Aufsuchens des Zahnarztes und die aufgebrachten zahnärztlichen Leistungen in Form der abgerechneten Leistungspositionen. Anhand der Leistungspositionen wurde durch Abgleich der Zeitangaben eines Abrechnungskatalogs der BLZK (BLZK, 2020) ein Annäherungswert der Behandlungsdauer der stattgefundenen Behandlung errechnet.

Mittels statistischer deskriptiver Auswertung wurden die erfassten Daten untersucht und Korrelationen in Hinblick auf die Behandlungsdauer zwischen den verschiedenen Attributen hergestellt. Die Patientenattribute, welche die größte Aussagekraft über die voraussichtliche Behandlungsdauer hatten waren Geschlecht, Alter, Versicherungstyp, Anzahl vorhandener Zähne, Anzahl vorhandener Karies und die Information, ob es sich um einen Neupatienten handelte.

Es wurden verschiedene Methoden zur Vorherbestimmung der Behandlungsdauer aufgestellt und auf ihr Optimierungspotential getestet. Die Methode mit dem höchsten Optimierungswert war ein Ansatz maschinellen Lernens mit dem Prinzip des Convolutional Neural Network. Der entworfene Algorithmus berechnete Behandlungszeiten der Testgruppe anhand eines Neuronalen Netzes, welches durch Trainieren mit den Daten der Untersuchungsgruppe erstellt wurde. Somit wurde eine Gesamtoptimierung von 15,64% im Vergleich zur Vergabe von immer gleichen, in der Länge fest definierten Terminslots, erreicht. Mit weiterer Forschung, Untersuchungen an größeren Kollektiven oder besser angepassten Ansätzen könnten noch aussagekräftigere Ergebnisse auf diesem Gebiet erzielt werden.

6. Literaturverzeichnis

Ali, R. B., Ejbali, R., & Zaied, M. (2016). Detection and Classification of Dental Caries in X-ray Images Using Deep Neural Networks. ICSEA 2016

Ansell, D., Crispo, J., Simard, B., & Bjerre, L. (2017). Interventions to reduce wait times for primary care appointments: a systematic review. *BMC Health Services Research*, 17, 295. <https://doi.org/10.1186/s12913-017-2219-y>

Anwar, S. M., Majid, M., Qayyum, A., Awais, M., Alnowami, M., & Khan, M. K. (2018). Medical Image Analysis using Convolutional Neural Networks: A Review. *J Med Syst*, 42(11), 226. <https://doi.org/10.1007/s10916-018-1088-1>

Blender, R., & Maxey, C. (2000). Are your patients patiently waiting? What to do about patient wait times. *J Med Pract Manage*, 16(2), 66-69.

BLZK. (2020). Bayerische Tabelle 2020 für die Zahnarztpraxis. *Bayerische Landeszahnärztekammer*. https://shop.blzk.de/blzk/site.nsf/id/li_bayerische_tabelle.html

Bpb. (2020). Bevölkerung nach Altersgruppen und Geschlecht. *Bundeszentrale für politische Bildung*. <https://www.bpb.de/kurz-knapp/zahlen-und-fakten/soziale-situation-in-deutschland/61538/bevoelkerung-nach-altersgruppen-und-geschlecht/>

Brewka, G. (1996). Artificial intelligence—a modern approach by Stuart Russell and Peter Norvig, Prentice Hall. Series in Artificial Intelligence, Englewood Cliffs, NJ. *The Knowledge Engineering Review*, 11(1), 78-79.

Burbidge, R., Trotter, M., Buxton, B., & Holden, S. (2001). Drug design by machine learning: support vector machines for pharmaceutical data analysis. *Comput Chem*, 26(1), 5-14. [https://doi.org/10.1016/s0097-8485\(01\)00094-8](https://doi.org/10.1016/s0097-8485(01)00094-8)

Byrd, R. H., Chin, G. M., Nocedal, J., & Wu, Y. (2012). Sample size selection in optimization methods for machine learning. *Mathematical Programming*, 134(1), 127-155. <https://doi.org/10.1007/s10107-012-0572-5>

Carpizo, R., & Buhia, M. N. (2018). Gender Differences towards Dental Health Knowledge, Attitude and Utilization of Dental Care. *Abstract Proceedings International Scholars Conference*, 6(1), 114. <https://doi.org/10.35974/isc.v6i1.1420>

Damiati, S. A. (2020). Digital Pharmaceutical Sciences. *AAPS PharmSciTech*, 21(6), 206. <https://doi.org/10.1208/s12249-020-01747-4>

Eichinger, M., Heinlein, A., & Klawonn, A. (2021, 2021//). Stationary Flow Predictions Using Convolutional Neural Networks. *Numerical Mathematics and Advanced Applications ENUMATH 2019*, Cham.

Ekins, S. (2016). The Next Era: Deep Learning in Pharmaceutical Research. *Pharm Res*, 33(11), 2594-2603. <https://doi.org/10.1007/s11095-016-2029-7>

Elgamal, M. (2013). Automatic Skin Cancer Images Classification. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2013.040342>

Fraiwan, L., Lweesy, K., Khasawneh, N., Wenz, H., & Dickhaus, H. (2012). Automated sleep stage identification system based on time-frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier. *Comput Methods Programs Biomed*, 108(1), 10-19. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2011.11.005>

Glendenning, W. H. (1972). *Dental Clinic Scheduling a Simulation Approach*.

Gordon, S. M., Dionne, R. A., & Snyder, J. (1998). Dental fear and anxiety as a barrier to accessing oral health care among patients with special health care needs. *Spec Care Dentist*, 18(2), 88-92. <https://doi.org/10.1111/j.1754-4505.1998.tb00910.x>

Infante, T., Del Viscovo, L., De Rimini, M. L., Padula, S., Caso, P., & Napoli, C. (2020). Network Medicine: A Clinical Approach for Precision Medicine and Personalized Therapy in Coronary Heart Disease. *J Atheroscler Thromb*, 27(4), 279-302. <https://doi.org/10.5551/jat.52407>

Jørgensen, T. M., Tycho, A., Mogensen, M., Bjerring, P., & Jemec, G. B. (2008). Machine-learning classification of non-melanoma skin cancers from image features obtained by optical coherence tomography. *Skin Res Technol*, 14(3), 364-369. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0846.2008.00304.x>

Kandan, R. P., & Aruna, P. (2013). DIAGNOSIS OF DIABETIC RETINOPATHY USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 03, 563-575. <https://doi.org/10.21917/ijsc.2013.0083>

Kourou, K., Exarchos, T. P., Exarchos, K. P., Karamouzis, M. V., & Fotiadis, D. I. (2015). Machine learning applications in cancer prognosis and prediction. *Comput Struct Biotechnol J*, 13, 8-17. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2014.11.005>

Lahti, S., Vehkalahti, M. M., Nordblad, A., & Hausen, H. (2007). Dental fear among population aged 30 years and older in Finland. *Acta Odontol Scand*, 65(2), 97-102. <https://doi.org/10.1080/00016350601058085>

Lecun, Y., Jackel, L., Bottou, L., Brunot, A., Cortes, C., Denker, J., Drucker, H., Guyon, I., Muller, U., Sackinger, E., Simard, P., & Vapnik, V. (1995). *Comparison of learning algorithms for handwritten digit recognition*.

Levesque, J., Bogoch, E. R., Cooney, B., Johnston, B., & Wright, J. G. (2000). Improving patient satisfaction with time spent in an orthopedic outpatient clinic. *Can J Surg*, 43(6), 431-436. <https://www.canjsurg.ca/content/cjs/43/6/431.full.pdf>

Locker, D. (2003). Psychosocial consequences of dental fear and anxiety. *Community dentistry and oral epidemiology*, 31, 144-151. <https://doi.org/10.1034/j.1600-0528.2003.00028.x>

Locker, D., Liddell, A., & Burman, D. (1991). Dental fear and anxiety in an older adult population. *Community Dent Oral Epidemiol*, 19(2), 120-124. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0528.1991.tb00125.x>

Lu, L., Zheng, Y., Carneiro, G., & Yang, L. (2017). Deep learning and convolutional neural networks for medical image computing. *Advances in computer vision and pattern recognition*, 10, 978-973.

Masetic, Z., & Subasi, A. (2016). Congestive heart failure detection using random forest classifier. *Computer methods and programs in biomedicine*, 130, 54-64.

Meiyin, W., & Li, C. (2015, 27-29 Nov. 2015). Image recognition based on deep learning. 2015 Chinese Automation Congress (CAC),

Motloba, P., Ncube, O., Makwakwa, I. n., & Machete, M. L. (2018). Patient waiting time and satisfaction at a Tertiary Dental School. *The Journal of the Dental Association of South Africa = Die Tydskrif van die Tandheelkundige Vereniging van Suid-Afrika*, 73, 400-405. <https://doi.org/10.17159/2519-0105/2018/v73no6a3>

Oberoi, S. S., Mohanty, V., Mahajan, A., & Oberoi, A. (2014). Evaluating awareness regarding oral hygiene practices and exploring gender differences among patients attending for oral prophylaxis. *J Indian Soc Periodontol*, 18(3), 369-374. <https://doi.org/10.4103/0972-124x.134580>

Orhan, U., Hekim, M., & Ozer, M. (2011). EEG signals classification using the K-means clustering and a multilayer perceptron neural network model. *Expert Syst. Appl.*, 38, 13475-13481. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.149>

Parlos, A. G., Chong, K. T., & Atiya, A. F. (1994). Application of the recurrent multilayer perceptron in modeling complex process dynamics. *IEEE Trans Neural Netw*, 5(2), 255-266. <https://doi.org/10.1109/72.279189>

Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6), 386.

Roychowdhury, S., Koozekanani, D. D., & Parhi, K. K. (2014). DREAM: diabetic retinopathy analysis using machine learning. *IEEE J Biomed Health Inform*, 18(5), 1717-1728. <https://doi.org/10.1109/jbhi.2013.2294635>

Salem, A. M., Revett, K., & El-Dahshan, E. A. (2009, 12-14 Oct. 2009). Machine learning in electrocardiogram diagnosis. 2009 International Multiconference on Computer Science and Information Technology,

Schwartz, B., Cohen, Z. D., Rubel, J. A., Zimmermann, D., Wittmann, W. W., & Lutz, W. (2021). Personalized treatment selection in routine care: Integrating machine learning and statistical algorithms to recommend cognitive behavioral or psychodynamic therapy. *Psychotherapy Research*, 31(1), 33-51. <https://doi.org/10.1080/10503307.2020.1769219>

Segal, M. R. (2004). Machine learning benchmarks and random forest regression.

Sonawane, J. S., & Patil, D. R. (2014, 27-28 Feb. 2014). Prediction of heart disease using multilayer perceptron neural network. International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES2014),

Soriano, A. (1966). Comparison of Two Scheduling Systems. *Operations Research*, 14(3), 388-397. <http://www.jstor.org/stable/168196>

Stockwell, & Peterson, A. (2002). Effects of sample size on accuracy of species distribution models. *Ecological Modelling*, 148, 1-13.

Stošić, E. (2014). Zufallsbefunde im Orthopantomogramm: Eine Übersicht über die alters- und geschlechtsspezifische Verteilung. <https://doi.org/10.5167/uzh-109285>

Tang, Z., Kadiyska, Y., Li, H., Suciu, D., & Brinkley, J. F. (2003). Dynamic XML-based exchange of relational data: application to the Human Brain Project. *AMIA ... Annual Symposium proceedings. AMIA Symposium, 2003*, 649-653. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/14728252>

Tin Kam, H. (1995, 14-16 Aug. 1995). Random decision forests. Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition,

Valentine, N., de Silva, A., Kawabata, K., Darby, C., Murray, C., & Evans, D. (2003). Health System Responsiveness: Concepts, Domains and Operationalization. *Health System Performance, Debates, Methods and Empiricism*.

Wang, W.-Y., & Gupta, D. (2011). Adaptive Appointment Systems with Patient Preferences. *Manufacturing & Service Operations Management*, 13, 373-389. <https://doi.org/10.1287/msom.1110.0332>

Xu, W., Zhang, J., Zhang, Q., & Wei, X. (2017). Risk prediction of type II diabetes based on random forest model. *2017 Third International Conference on Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics (AEEICB)*, 382-386.

Yadav, S. S., & Jadhav, S. M. (2019). Deep convolutional neural network based medical image classification for disease diagnosis. *Journal of Big Data*, 6(1), 1-18.

Yang, J., Xie, Y., Liu, L., Xia, B., Cao, Z., & Guo, C. (2018, 23-27 July 2018). Automated Dental Image Analysis by Deep Learning on Small Dataset. 2018 IEEE 42nd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC),

Yu, Y.-J. (2016). Machine learning for dental image analysis. *arXiv preprint arXiv:1611.09958*.

Zhang, M., Zhang, C., Sun, Q., Cai, Q., Yang, H., & Zhang, Y. (2014). Questionnaire survey about use of an online appointment booking system in one large tertiary public hospital outpatient service center in China. *BMC medical informatics and decision making*, 14, 49-49. <https://doi.org/10.1186/1472-6947-14-49>

Zhang, X., Yu, P., Yan, J., Hu, H., & Gourea, N. (2012). Patients' perceptions of web self-service applications in primary healthcare. *Stud Health Technol Inform*, 178, 242-249. <https://ebooks.iospress.nl/publication/21686>

Appendix

I. Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
ABS(x)	Hilfsformel für das Berechnen des Absolutwertes von x bzw. den Betrag eines Wertes x.
BEMA	Bewertungsmaßstab zahnärztlicher Leistungen
BLZK	Bayerische Landeszahnärztekammer
CNN	Convolutional Neural Network
EEG	Elektroenzephalogramm
Ges.	Gesetzlich
GOÄ	Gebührenordnung für Ärzte
GOZ	Gebührenordnung für Zahnärzte
HTML	Hypertext Markup Language
KI	Künstliche Intelligenz
ML	Maschinelles Lernen
MLPNN	Multilayer Convolutional Neural Network
Ns	Nicht signifikant
Priv.	Privat
Regelm.	Regelmäßig
RF	Random Forest
SQL	Structured Query Language
Unregelm.	Unregelmäßig

II. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Eingabemaske zur Eintragung der Patientendaten in die Datenbank	9
Abbildung 2: Beispielhafter Ausschnitt aus der Punktetabelle „Bayerische Tabelle 2020“ der BLZK	15
Abbildung 3: Aufbau der verschiedenen Schichten eines CNN am Beispiel der Bildererkennung und Klassifizierung nach untersuchten Mustern	25
Abbildung 4: Einfache Darstellung eines Perzeptrons.....	26
Abbildung 5: Vereinfachte Darstellung der Perzeptron-Schichten im MLPNN	26
Abbildung 6: Vereinfachte Darstellung des Grundprinzips des Random Forests.....	28
Abbildung 7: Geschlechtsverteilung im Patientenkollektiv	30
Abbildung 8: Altersverteilung der Studiengruppe	31
Abbildung 9: Altersverteilung der Studiengruppe mit Unterteilung der Geschlechter...	31
Abbildung 10: Regelmäßige Vorsorgeuntersuchungen unter weiblichen und männlichen Patienten	33
Abbildung 11: Regelmäßige Prophylaxe unter weiblichen und männlichen Patienten.	33
Abbildung 12: Regelmäßige Prophylaxe bei weiblichen und männlichen Patienten ab dem 18. Lebensjahr	34
Abbildung 13: Verteilung männlicher und weiblicher Neupatienten	35
Abbildung 14: Grund zum Initialtermin, in Geschlechter unterteilt	36
Abbildung 15: Anzahl vorhandener Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts	37
Abbildung 16: Anzahl fehlender Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts	38
Abbildung 17: Anzahl unversorgter Zahnlücken bei weiblichen und männlichen Patienten	39
Abbildung 18: Anzahl kariöser Läsionen in Abhängigkeit des Geschlechts	40
Abbildung 19: Anzahl vorhandener wurzelkanalbehandelter Zähne in Abhängigkeit des Geschlechts.....	41
Abbildung 20: Anzahl vorhandener Zahnfüllungen in Abhängigkeit des Geschlechts..	41
Abbildung 21: Prozentuale Einteilung der Altersgruppen in privat- oder gesetzlich Versicherte	45
Abbildung 22: Vergleich der Altersgruppen in Bezug auf regelmäßige bzw. unregelmäßige Prophylaxe	46
Abbildung 23: Vergleich der Altersgruppen in Bezug auf regelmäßige bzw. unregelmäßige Vorsorgeuntersuchungen	46

Abbildung 24: Verteilung der Neupatienten in den verschiedenen Altersgruppen	47
Abbildung 25: Prozentuale Aufteilung der Arten der Initialtermine in den verschiedenen Altersgruppen	48
Abbildung 26: Verteilung vorhandener Zähne in Abhängigkeit des Alters	49
Abbildung 27: Durchschnittliche Anzahl fehlender Zähne in den verschiedenen Altersgruppen	50
Abbildung 28: Anzahl durchschnittlich vorhandener Anzahl Zahnfüllungen in den verschiedenen Altersgruppen	51
Abbildung 29: Vergleich der durchschnittlichen Anzahlen für vorhandene Zahnfüllungen und vorhandene Zähne in den verschiedenen Altersgruppen	52
Abbildung 30: Durchschnittliche Anzahl unbehandelte Zahnlücken in den verschiedenen Altersgruppen	53
Abbildung 31: Verteilung der durchschnittlichen Anzahl kariöser Läsionen in den verschiedenen Altersgruppen	54
Abbildung 32: Durchschnittliche Anzahl vorhandener wurzelkanalbehandelter Zähne in den verschiedenen Altersgruppen.....	55
Abbildung 33: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen in den verschiedenen Altersgruppen	55
Abbildung 34: Durchschnittlicher Wert der abgerechneten Positionen in BEMA-Punkten in den pro Sitzung verschiedenen Altersgruppen	56
Abbildung 35: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit pro Sitzung in den verschiedenen Altersgruppen	57
Abbildung 36: Verteilung des Versicherungstyps	58
Abbildung 37: Prozentualer Anteil der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Kontrollpatienten, nach Versicherungstyp aufgeteilt.....	59
Abbildung 38: Prozentualer Anteil der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Prophylaxepatienten, nach Versicherungstyp aufgeteilt.....	60
Abbildung 39: Durchschnittliche Anzahl fehlender Zähne bei privat- oder gesetzlich versicherten Patienten	61
Abbildung 40: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zahnfüllung bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten.....	61
Abbildung 41: Durchschnittliche Anzahl unbehandelter Zahnlücken bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten.....	62
Abbildung 42: Durchschnittliche Anzahl vorhandener kariöser Läsionen bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten.....	62

Abbildung 43: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zähne mit Wurzelkanalbehandlung bei privat- und gesetzlich versicherten Patienten	63
Abbildung 44: Verteilung der regelmäßigen bzw. unregelmäßigen Patienten zur Vorsorgeuntersuchen "01"	65
Abbildung 45: Verteilung der Patienten bezüglich regelmäßiger bzw. unregelmäßiger Prophylaxe-Maßnahmen.....	67
Abbildung 46: Verteilung der Neu- und Nicht-Neupatienten in der Untersuchungsgruppe	69
Abbildung 47: Prozentualer Vergleich der Initialtermine bei Neupatienten und Nicht-Neupatienten	70
Abbildung 48: Anzahl vorhandener Zähne im gesamten Patientenkollektiv.....	72
Abbildung 49: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne	73
Abbildung 50: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne	73
Abbildung 51: Durchschnittliche Behandlungszeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl vorhandener Zähne	73
Abbildung 52: Anzahl fehlender Zähne im gesamten Patientenkollektiv.....	74
Abbildung 53: Durchschnittliche Anzahl vorhandener kariöser Läsionen in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne.....	75
Abbildung 54: Durchschnittliche Anzahl vorhandener Zahnfüllungen in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne.....	76
Abbildung 55: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne	77
Abbildung 56: Durchschnittliche Anzahl der abgerechneten BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne	77
Abbildung 57: Durchschnittliche aufgebrauchte Zeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl fehlender Zähne.....	78
Abbildung 58: Gesamtverteilung der Anzahl vorhandener Zahnfüllungen	79
Abbildung 59: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit in Abhängigkeit der vorhandenen Zahnfüllungen	80
Abbildung 60: Gesamtverteilung unbehandelter Zahnlücken	81
Abbildung 61: Durchschnittliche Anzahl der aufgewendeten Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken.....	82

Abbildung 62: Durchschnittliche abgerechneter BEMA-Punktwert pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken	82
Abbildung 63: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit pro Sitzung in Abhängigkeit der Anzahl unbehandelter Zahnlücken	83
Abbildung 64: Anzahl vorhandener kariöser Läsionen bei allen Patienten	84
Abbildung 65: Durchschnittliche Anzahl der Abrechnungspositionen pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen.....	85
Abbildung 66: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter BEMA-Punkte pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen.....	85
Abbildung 67: Durchschnittlich aufgebrauchte Behandlungszeit in Minuten pro Sitzung in Abhängigkeit der vorhandenen kariösen Läsionen.....	86
Abbildung 68: Anzahl vorhandener Weisheitszähne bei allen Patienten	86
Abbildung 69: Verteilung der Anzahl endodontologisch behandelte Zähne bei allen Patienten	87
Abbildung 70: Verteilung des Parodontalstatus im Patientenkollektiv.....	88
Abbildung 71: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus.....	89
Abbildung 72: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus.....	89
Abbildung 73: Durchschnittliche Anzahl abgerechneter Positionen pro Sitzung in Abhängigkeit des Parodontalstatus.....	90
Abbildung 74: Vergleich der verschiedenen angewendeten Methoden maschinellen Lernens in Bezug auf Treffergenauigkeit.....	93

III. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Eigens für die vorliegende Studie entworfener Parodontalstatus	13
Tabelle 2: Erläuterungen zu den einzelnen Variablen und Hilfsformeln der „Optimierungsformel“	20
Tabelle 3: Beispielhafte, gekürzte Darstellung der Attribute eines Datensatzes aus dem Patientenkollektiv	22
Tabelle 4: Beispielhafte, gekürzte Darstellung der durchschnittlichen Sitzungsdauern einzelner Attribute eines Datensatzes aus dem Patientenkollektiv	23
Tabelle 5: In der Studie verwendete Software.....	29
Tabelle 6: Übersicht durchschnittlich dokumentierter Abrechnungspunkte pro Sitzung in Abhängigkeit von Alter und Geschlecht.	43
Tabelle 7: Übersicht durchschnittlich aufgebraucher Behandlungszeit in Abhängigkeit des Alters und des Geschlechts	44
Tabelle 8: Übersicht der Altersgruppen und deren durchschnittliche Anzahl an Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit je Sitzung und die Signifikanz der Behandlungszeit im Vergleich mit den anderen Gruppen.....	58
Tabelle 9: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei privat- und gesetzlich versicherten Pateinten	64
Tabelle 10: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei regelmäßigen- und unregelmäßigen Kontrollterminpatienten Patienten	66
Tabelle 11: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei allen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten	68
Tabelle 12: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei volljährigen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten	68
Tabelle 13: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten unter dem 18. Lebensjahr	69
Tabelle 14: Tabellarische Darstellung der Zeit- und Abrechnungswerte pro Sitzung bei volljährigen regelmäßigen- und unregelmäßigen Prophylaxe Patienten	71
Tabelle 15: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der vorhandenen Zähne und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen.....	74

Tabelle 16: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Behandlungszeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der fehlenden Zähne und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen	78
Tabelle 17: Übersicht der durchschnittlichen Anzahl Abrechnungspositionen, Abrechnungspunkten und Zeit pro Sitzungen in Bezug auf die Anzahl der unbehandelten Zahnlücken und die Signifikanz im Vergleich mit allen anderen Gruppen	83
Tabelle 18: Übersicht der verschiedenen dokumentierten Patientenattribute und deren Signifikanz in Hinblick auf Behandlungszeit	91
Tabelle 19: Optimierungsergebnisse der getesteten ML-Methoden	93

IV. Danksagung

An erster Stelle gilt mein besonderer Dank Frau Priv.-Doz. Dr. med. Dr. med. dent. Edeltraud Reinhart für die kompetente Betreuung und Korrektur dieser Dissertation.

Herrn Prof. Dr. med. Dr. med. dent. Alexander Kübler, Direktor der Klinik und Poliklinik für Mund-, Kiefer- und Gesichtschirurgie der Universitätsklinik Würzburg, danke ich für die Möglichkeit, meine Dissertation in seiner Abteilung einreichen zu dürfen.

Herrn Prof. Dr. med. dent. Gabriel Krastl danke ich für die Übernahme des Korreferates.

Vom ganzen Herzen möchte ich meiner verlobten, Jenny Grey, für ihre tatkräftige und engagierte Unterstützung, ihre aufmunternden Worte und ihren unerschütterlichen Glauben an mich danken.

Meinem besten Freund, Dr. med. Adrian Endres, danke ich herzlich für die Hilfe, Ratschläge und Motivation. Seine Erfahrungen und Unterstützung beim wissenschaftlichen Arbeiten haben maßgeblich zum Gelingen der Arbeit beigetragen.