

Bachelor-Thesis

# Klassifikation von Knochen- und Zementstrukturen in endoprothetischen Schnittbildern.

Studiengang Medizinische Informatik der Fakultät Informatik der Hochschule Heilbronn und der Universität Heidelberg.



Vorgelegt von: Marcus Schleppe  
Geboren: 18. Januar 1986  
Studienbereich: Medizinische Informatik Bachelor (MIB)  
Vorgelegt bei: Prof. Dr. Rolf Bendl  
Korreferent: M. Sc. Sebastian Jäger  
Eingereicht am: 28. Februar 2011

*„Diese Arbeit möchte ich meiner Mutter widmen, die mich auf den richtigen Weg gebracht hat und dann kräftig anschob. Danke.“*

## Zusammenfassung

Die Langlebigkeit eines zementierten Implantats ist abhängig von einem starken Knochen-Zementinterface, sowie Implantat-Zementinterface, welches die Verbindung zwischen Knochenzement und Implantatmaterialien beschreibt. In einer Studie von Sebastian Jäger et al. [19], wurde die Verteilung des Zements in den Knochen untersucht, anhand von Schnittpräparaten, hergestellt aus zementierten Implantaten. Von den Schnittpräparaten wurden endoprothetische Schnittbilder erstellt, die für eine spätere Auswertung am PC dienen.

Das Ziel dieser Arbeit ist es, ein möglichst automatisches Verfahren zu entwickeln, welches es ermöglicht Zement-, Knochen- und Prothesenstrukturen in den endoprothetischen Schichtbildern zu segmentieren. Diese Segmentierung gelingt jedoch nur durch eine Klassifikation der einzelnen Pixel.

Um einen erfolgreichen Klassifikator aufzubauen, muss zunächst eine Merkmalsextraktion stattfinden. Um die Zahl der Merkmale möglichst groß zu halten und dadurch eine einfachere Klassifizierung zu ermöglichen, werden die Bilder unter mehreren Gesichtspunkten analysiert. Es wird eine Analyse der Sekundärmerkmale und der Primärmerkmale veranlasst.

Sämtliche Bilder werden mit bestimmten Vorverarbeitungsmethoden bearbeitet um die Merkmale, die sie verwenden um ihre Eigenschaften zu beschreiben, hervorzuheben. Nachdem die treffendsten Merkmale ausgewählt und zu einer Datenmatrix aufgebaut sind, kommt es zur Komprimierung und Fokussierung der Daten durch eine Hauptkomponentenanalyse. Die Hauptkomponentenanalyse bündelt die Informationen der Daten auf die ersten Hauptkomponenten. Nach einer sinnvollen Wahl geeigneter Hauptkomponenten, wird das Training des Klassifikators mit repräsentativen Lerngebieten durchgeführt.

Das Ergebnis der Klassifikation ist auf Grund des zu kleinen Merkmalraums zu ungenau. Viele Pixel werden falsch klassifiziert. Bereits eine optische Auswertung bescheinigt die schlechten Werte. Diese sind aber zurückzuführen auf die Tatsache, dass keine Kombination der Informationen von UV, VIS und IR-Bildern möglich ist.

## Vorwort

Die vorliegende Arbeit habe ich im Rahmen meines Bachelorstudiums im Auftrag der Universität Heidelberg, spezieller für die Abteilung Biomechanik und Implantatforschung der orthopädischen Klinik Heidelberg erstellt.

Für die Möglichkeit meine Thesis für diese Einrichtung zu verfassen und mich mit dem Thema detailliert auseinandersetzen, möchte ich mich an dieser Stelle herzlich bei allen Mitarbeitern und Verantwortlichen bedanken.

Ein besonderer Dank geht an dieser Stelle an Prof. Dr. Rolf Bendl, der mir während meiner ganzen Arbeit zur Seite stand und mich mit wertvollen Tipps auf den richtigen Weg gebracht hat.

Ebenso danken möchte ich Herrn Sebastian Jäger, der mich stets mit großer Geduld betreute und mit viel Mühe die Korrektur meiner Thesis übernahm. Außerdem ermöglichte er mir die Versuche zur Bildakquisition und war stets offen für neue Anregungen.

Zu guter Letzt möchte ich Johannes Rieger danken, der mich tatkräftig bei meinen Versuchen an den Präparaten unterstützt und mich mit interessanten Ideen weiter gebracht hat, sowie Christian Schuld, der kurzfristig als Ansprechpartner eingesprungen ist und mich bei der Ausarbeitung unterstützte.

Heilbronn, im März 2011

Marcus Schleppe

# Inhaltsverzeichnis

<b>Zusammenfassung</b> .....	<b>I</b>
<b>Vorwort</b> .....	<b>II</b>
<b>Inhaltsverzeichnis</b> .....	<b>III</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b> .....	<b>V</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b> .....	<b>VI</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b> .....	<b>VIII</b>
<b>1. Einleitung</b> .....	<b>1</b>
1.1. Grundlagen.....	2
1.1.1. Oxford® Uni-Prothese.....	2
1.1.2. Knochenzement .....	3
1.1.3. Zementiervorgang.....	3
1.1.4. Stand der Forschung .....	3
1.1.5. Einführung in die Methoden der Bildbearbeitung .....	5
1.2. Aufgabenbeschreibung.....	7
1.3. Ziele der Arbeit .....	7
<b>2. Methoden und Materialien</b> .....	<b>9</b>
2.1. Medizinische Bilder.....	9
2.1.1. Digitale Bilder.....	9
2.1.2. Farbbilder.....	10
2.2. Erläuterung des Tibia-Datensatzes .....	11
2.3. Lichtspektrum .....	13
2.3.1. Ultraviolettes Licht (UV) .....	13
2.3.2. Sichtbares Licht (VIS) .....	14
2.3.3. infrarotes Licht (IR) .....	14
2.4. Versuche zur Bildakquisition .....	15
2.4.1. Informationen zur Durchführung .....	15
2.5. Bildmerkmale.....	16
2.5.1. Sekundärmerkmale.....	17
2.6. Farbräume.....	18
2.6.1. RGB .....	18
2.6.2. CMYK .....	19
2.6.3. CIE L*a*b*, CIE L*u*v .....	19

2.6.4.	HSV (HSL/HSB/HSI) .....	19
2.7.	Angewendete Filter.....	21
2.8.	Erstellung der Datenmatrix .....	23
2.9.	Hauptkomponentenanalyse (HKA) .....	24
2.9.1.	Prinzip der Hauptkomponentenanalyse: .....	24
2.9.2.	Mathematische Grundlagen .....	25
2.10.	Erstellung des Merkmalsvektors .....	27
2.11.	Klassifikation .....	27
2.11.1.	Prinzip der Klassifikation.....	28
2.11.2.	Erstellung des Klassifikators.....	29
<b>3.</b>	<b>Ergebnisse.....</b>	<b>30</b>
3.1.	Versuchsdurchführung .....	30
3.1.4.	Auswertung und Beobachtungen .....	35
3.2.	Erstellung einer geeigneten Datenmatrix.....	36
3.2.1.	Analyse der angewendeten Filter.....	37
3.2.1.1.	Analyse der angewendeten Filter (tabellarisch) .....	41
3.2.2.	Analyse der Farbraumkonvertierung .....	42
3.2.2.1.	Analyse der Farbraumkonvertierung (tabellarisch) .....	46
3.3.	Karhunen-Loève-Transformation.....	47
3.3.1.	Die Hauptkomponenten .....	48
3.4.	Entwicklung des Klassifikators.....	54
3.4.1.	Auswahl der Trainingsgebiete.....	54
3.5.	Angewandte Klassifizierung .....	56
3.5.1.	Klassifikationsergebnisse.....	56
<b>4.</b>	<b>Diskussion und Ausblick .....</b>	<b>60</b>
4.1.	Motivation und Zielsetzung.....	60
4.2.	Limitationen .....	60
4.3.	Auswertung der Ergebnisse .....	61
4.4.	Fazit.....	62
4.5.	Ausblick .....	64
	<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>66</b>
	<b>Eidesstattliche Erklärung.....</b>	<b>68</b>

## Abkürzungsverzeichnis

<i>CT</i>	Computertomographie
<i>HKA</i>	(engl. Principal components analysis PCA) Hauptkomponentenanalyse
<i>ID</i>	Kurze Abkürzung, Nummer oder Zeichenstring zur eindeutigen Identifikation eines Individuums in einem System.
<i>IR</i>	Infrarot
<i>MATLAB</i>	Eine kommerzielle Software des Unternehmens The MathWorks®, Inc. Sie ist ausgelegt um Mathematische Probleme zu berechnen und Darzustellen. Der Name leitet sich von <i>MATrix LABORatory</i> ab. (Version R2010b)
<i>MRT</i>	Magnetresonanztomographie
<i>PMMA</i>	Polymethylmethacrylat, bekannter unter dem Handelsnamen Plexiglas (eingetragene Marke der Firma Röhm) oder auch als Acrylglas ist ein synthetischer, glasähnlicher Kunststoff.
<i>ROI</i>	Bereich der von Interesse für Benutzer ist. Vom Englischen: Region of interest.
<i>SCAR</i>	The Swedish Knee Arthroplasty Register.
<i>SPSS</i>	IBM SPSS Statistics ist ein Softwaretool zur statistischen Auswertung von Daten.
<i>UV</i>	Ultraviolett
<i>VIS</i>	Sichtbares Licht. Vom Englischen: Visible.

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Oxford® Uni-Prothese von Biomet.[5].....	2
Abbildung 2: Vergleich zweier manuell segmentierter Penetrationsflächen. [19]....	4
Abbildung 3: Frontal Micro-CT nach Implantation der Glenoid-Komponenten [20]...5	5
Abbildung 4: Grauwertverteilung der Pixel .....	9
Abbildung 5: Aufbau eines RGB-Bildes.....	10
Abbildung 6: Schnittpräparat mittels Diamantsägeblatt erstellt.....	11
Abbildung 7: Stark homogene Bereiche zwischen Knochen und Zement.....	12
Abbildung 8: Einschlüsse von Metallstaub .....	12
Abbildung 9: Spektrum des Lichts.....	13
Abbildung 10: Repräsentativ (Fa. Kaiser) [11].....	15
Abbildung 11: RGB-Farbraum [aus 4, S. 291].....	19
Abbildung 12: Beispielhafte Darstellung des HSV-Farbraums [nach 4, S. 293].....	20
Abbildung 13: Beispielhafte Darstellung des HLS-Farbraums [nach 4, S. 294].....	21
Abbildung 14: Aufbau der Datenmatrix.....	23
Abbildung 15: Hauptachsentransformation exemplarisch .....	25
Abbildung 16: Erstellung eines Klassifikators.....	28
Abbildung 17: Versuch 1 Versuchsaufbau.....	30
Abbildung 18: ROI des Originalbildes.....	37
Abbildung 19: Varianz Blaukanal .....	38
Abbildung 20: Varianz Rotkanal .....	38
Abbildung 21: Standardabweichung Blaukanal .....	38
Abbildung 22: Standardabweichung Grünkanal.....	38
Abbildung 23: Medianfilter Blaukanal.....	39
Abbildung 24: Medianfilter Rotkanal.....	39
Abbildung 25: Entropiefilter Blaukanal .....	39
Abbildung 26: Entropiefilter Grünkanal.....	39
Abbildung 27: Entropie ohne Intensitätsbild.....	40
Abbildung 28: Standardabweichung ohne Intensitätsbild.....	40
Abbildung 29: RGB Blaukanal.....	42
Abbildung 30: RGB Rotkanal.....	42
Abbildung 31: H-Kanal Farbton.....	42
Abbildung 32: S-Kanal Sättigung.....	42
Abbildung 33: H-Kanal Ausprägungswert .....	43
Abbildung 34: H-Kanal Farbton.....	43
Abbildung 35: S-Kanal Sättigung.....	43
Abbildung 36: I-Kanal Intensitätswerte.....	44
Abbildung 37: LABL-Kanal Helligkeit.....	44
Abbildung 38: LABL-Kanal Helligkeit (Intensitätsbild).....	44
Abbildung 39: Cyan-Kanal.....	45
Abbildung 40: Yellow-Kanal.....	45
Abbildung 41: 1. bis 3. Hauptkomponente der VIS-Bilder (von links nach rechts)...	49
Abbildung 42: 4. bis 6. Hauptkomponente der VIS-Bilder (von links nach rechts)...	49
Abbildung 43: Ausschnitt des Originalbildes unter UV-Licht.....	50
Abbildung 44: 1. bis 3. Hauptkomponente der UV-Bilder (von links nach rechts)....	50
Abbildung 45: 4. bis 6. Hauptkomponente der UV-Bilder (von links nach rechts)....	51
Abbildung 46 : Ausschnitt des zu getesteten Originals bei der Hauptkomponentenauswahl.....	51
Abbildung 47: Hintergrund auf Basis der 1. HK.....	52



Abbildung 48: Hintergrund auf Basis beste HKs.....	52
Abbildung 49: Prothese auf Basis der 1. HK.....	52
Abbildung 50: Prothese auf Basis beste HKs.....	52
Abbildung 51: Knochen auf Basis der 1. HK.....	53
Abbildung 52: Knochen auf Basis beste HKs .....	53
Abbildung 53: Zement auf Basis der 1. HK.....	53
Abbildung 54: Zement auf Basis beste HKs.....	53
Abbildung 55: gut gewählte, repräsentative Trainingsgebiete für Prothese, Zement und Knochen. (von links nach rechts).....	55
Abbildung 56: Gutes Trainingsgebiet.....	55
Abbildung 57: Ergebnis bei gutem Trainingsgebiet.....	55
Abbildung 58: Schlechtes Trainingsgebiet.....	55
Abbildung 59: Ergebnis bei schlechtem Trainingsgebiet.....	55
Abbildung 60: Originalausschnitt im VIS-Bereich.....	56
Abbildung 61: Originalausschnitt im UV-Bereich.....	56
Abbildung 62: VIS-Bereich Klassifikationsergebnisse.....	57
Abbildung 63: UV-Bereich Klassifikationsergebnisse.....	57
Abbildung 64: Klass. Zement (VIS / kleines Muster).....	58
Abbildung 65: Klass. Zement (VIS / großes Muster).....	58
Abbildung 66: Manuell Segmentierter Zementbereich.....	58
Abbildung 67: Klass. Zement (UV).....	59
Abbildung 68: Klass. Zement (UV).....	59
Abbildung 69: Manuell Segmentierter Zementbereich .....	59

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Verschlusszeiten bei VIS .....	31
Tabelle 2: Verschlusszeiten bei UV-Licht .....	31
Tabelle 3: Versuch 1 Originalpräparat links unter VIS .....	32
Tabelle 4: Versuch 1 Dummy fettfrei links unter VIS .....	32
Tabelle 5: Versuch 1 Dummy fettig links unter VIS.....	32
Tabelle 6: Versuch 1 Originalbilder links und rechts unter UV-Licht .....	33
Tabelle 7: Versuch 1 Dummy fettfrei rechts unter UV-Licht.....	33
Tabelle 8: IR-Beispielbilder mit Verschlusszeiten .....	34
Tabelle 9: Variablenübersicht der angewendeten Filter.....	41
Tabelle 10: Variablenübersicht der Farbraumkonvertierung.....	46

## 1. Einleitung

Im Kalenderjahr 2005 wurden in der Bundesrepublik Deutschland knapp 120 000 primäre Knieendoprothesen implantiert. Im gleichen Jahr kam es zu fast 8000 Knieendoprothesen-Wechseleingriffen. [3, S. 38]

Die Implantation von Teilen oder der gesamten Knieprothese, wird immer häufiger durchgeführt, denn sie weist hervorragende Ergebnisse auf. Patienten erholen sich deutlich schneller und verlieren weniger Blut. Die Behandlung ist minimal invasiv, Komplikationen sind seltener und das Implantat ist billiger.

Dies entspricht auch den Werten des Jahresberichtes 2010 der Australischen National Joint Replacement Registry. Im Jahr 2009 gab es in Australien 27 778 Implantationen im privaten Sektor, ein Anstieg von 3.7% im Vergleich zu 2008. Aber auch im öffentlichen Bereich gab es ein Anstieg um 1.4 % auf 12 586. [23]

Die Zahl der Eingriffe steigt weiter an, denn neben Infektionen und Thromboemboliegefahr, kann es auch zur Lockerung des Implantats kommen. Besonders bei jüngeren Personen kommt es zur Lockerung durch vermehrte Bewegung, auf Grund eines aktiveren Lebensstils.

Laut dem Jahresbericht 2010 des Schwedischen Knie Arthroplastik Registers (SKAR) lagen die Inzidenzen der primären Kniearthroplastik im Jahre 2009, bei Bürgern im Alter zwischen 64 und 84 Jahren weit über dem Wert der Patienten, die 84 Jahre oder älter waren. Er war 3 bis 5-mal so hoch. [2, 22]

Implantat, Knochenzement und Knochen müssen eine funktionelle, formschlüssige Einheit bilden um dem Patienten eine stabile Prothese, sichere Mobilität und damit ein zufriedenes Lebensgefühl zu gewährleisten. Sie darf durch mechanische und biologische Kräfte möglichst nicht beeinträchtigt werden können.

Das Knochen-Zementinterface, sowie das Implantat-Zementinterface, welches die Verbindung zwischen Knochenzement und Implantatmaterialien beschreibt, sind von besonderer Bedeutung für die Auswertung der Verfahren und die spätere Beurteilung der Qualität des Zementiervorgangs.

Je tiefer der Knochenzement vor seiner Abkühlung in die Hohlräume des Knochens einfließen und sich verteilen kann, desto besser ist nach dem Aufbringen der Prothese auf den Knochen der spätere Halt des Verbundes zwischen Knochen und Prothese. Wichtig ist es herauszufinden wie stark der Knochenzement in die spongiösen Strukturen des Knochens penetriert ist. [20, 27]

Um die Qualität des Zementierverfahrens und den Einfluss verschiedener Parameter auf diese Verbindung auszuwerten, werden im Labor für Biomechanik und Implantatforschung der Orthopädischen Universitätsklinik Heidelberg mehrere Versuche durchgeführt. Die zementierten Prothesen werden nach der Aushärtung, mit einer Bandsäge in mehrere Schichten zersägt und anschließend unter genormten Bedingungen abfotografiert, um sie in einer späteren Analyse am Computer auszuwerten. Von besonderem Interesse ist die Segmentierung des Knochenzements auf den Schnittbildern.

In der vorliegenden Arbeit soll veranschaulicht werden wie eine geeignete Methodik entwickelt werden kann, um in endoprothetischen Schnittbildern Bereiche, wie Knochen, Prothese und vor allem Zementstruktur automatisch zu segmentieren.

## 1.1.Grundlagen

Im folgenden Teil soll eine Einführung in die Oxford-Uni-Prothese, den Knochenzement und eine Beschreibung des Zementiervorgangs gegeben werden. Außerdem wird der Stand der Forschung, bezüglich Segmentierung endoprothetischer Schnittbilder und Klassifikation multispektraler Bilder aufgezeigt.

### 1.1.1. Oxford® Uni-Prothese

Oxford, das unikondyläre Kniesystem von Biomet, ist der Vorreiter der unikondylären Kniesysteme. Diese Implantatvariante wird immer häufiger eingesetzt, weil sie dem Patienten eine schnellere postoperative Mobilisation und Rehabilitation ermöglicht. Es wird nämlich nur ein minimalinvasiver Zugang gebraucht für die Operation. Das Oxford Uni Knie wird seit 1976 klinisch mit großem Erfolg eingesetzt. Es wurde von Biomet konsequent weiterentwickelt. Inzwischen ist die dritte Generation des Implantats auf dem Markt, die eine Reihe zusätzlicher Vorzüge bietet. [5]



Abbildung 1: Oxford® Uni-Prothese von Biomet.[5]

Wie in Abbildung 1 zu erkennen ist, besteht das Implantat aus drei Teilen. Die Femurkomponente, die Tibiakomponente und das Mobile Bearing Inlay. Bei der Operation werden entweder einzelne Teile (Uni- or bicompartmental Knee Arthroplasty) oder das komplette Knie (Total or Tricompartmental Knee Arthroplasty) ersetzt.

Klinische Ergebnisse zeigen bei der Oxford-Uni-Prothese eine Überlebensrate von 98% und höher, nach zehn Jahren in verschiedenen Zentren. Damit stellen sie die erfolgreichsten Ergebnisse des kompletten Kniegelenkersatzes dar. [5]

Ich b

### 1.1.2. Knochenzement

Der Hauptbestandteil des Knochenzements ist Methacrylsäuremethylesterpolymerisat. Deshalb auch die Abkürzung PMMA für Polymethylmethacrylat. Als Erster setzte John Charnley den Knochenzement zu diesem Zweck ein, indem er das kaltpolymerisierende PMMA zur intermedullären Verankerung von Femurschaftprothesen verwendete. Auf seine Anregung hin wurde es auch als Knochenzement bezeichnet. [6, 21]

Der Knochenzement ist von besonderer Bedeutung für das Implantieren einer Prothese. Die Zemente gelten als essentielle Produkte in der Gelenkarthroplastik, denn sie sind maßgeblich an der Stabilität der Verbindung zwischen Prothese und Knochen beteiligt.

Sie werden verwendet um Prothese und Knochen fest miteinander zu verbinden. Der freie Platz zwischen Prothese und Knochen wird von ihnen aufgefüllt und stellt damit eine wichtige Zone dar. Die Primäraufgabe des Knochenzements ist der Krafttransfer vom Knochen auf die Prothese und umgekehrt von der Prothese auf den Knochen. Somit spielt die Stabilität des Knochenzement-Interface, sowie des Implantat-Zement-Interface eine große Rolle.

Nach intraoperativer Aushärtung beider Interfaces kommt es zur Primärstabilität. Auf Grund seiner viskoelastischen Eigenschaften stellt der Zement einen festen, jedoch auch elastischen Verbund zwischen Knochen und Prothese her. [25]

Mischen und Sammeln unter Vakuum bringt einen äußerst homogenen Zement reproduzierbarer Qualität hervor. Er zeichnet sich durch verminderte Porosität und verbesserte Festigkeit aus. [3]

### 1.1.3. Zementiervorgang

Zunächst muss man beim Vorbereiten des Implantatbettes ausreichend gesunden Knochen erhalten, damit der Zement sich in der Spongiosa verzahnen kann. Nach dem Raspeln muss der Knochen mittels pulsierender Jet-lavage gründlich gereinigt werden, zum einen um dem Zement Platz zu schaffen, zum anderen um Fettembolien vorzubeugen. Schließlich muss der Zement mit Druck eingebracht werden, damit er seinen Weg in die Spongiosa auch tatsächlich findet. Die Applikation des Zements erfolgt direkt aus der Kartusche des geschlossenen Vakuummischsystems. Die Zementverdichtung ermöglicht ein tieferes Eindringen des Knochenzements und erhöht die Stabilität der Zementfüllung. [nach 3]

Entscheidende Parameter, die bei der Zementierung beachtet werden müssen, sind im Besonderen die Hitzeentwicklung bei Aushärtung des Zements und die unterschiedlichen Viskositätseigenschaften bezüglich des Zement und der Aushärtungszeit. Diese werden beeinflusst durch Umgebungstemperatur, Mischtechnik, Mischsystem, Luftfeuchtigkeit und Hersteller. [25]

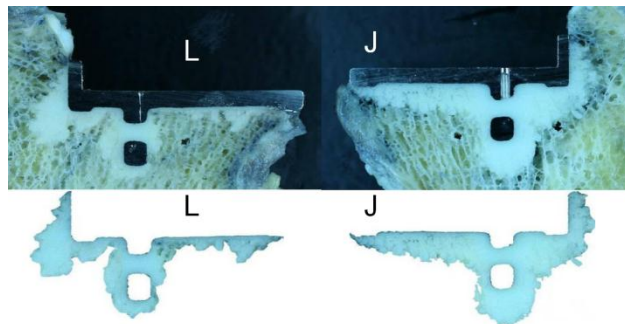
### 1.1.4. Stand der Forschung

In diesem Abschnitt werden Arbeiten aufgezählt, die sich mit der aktuellen Problematik der manuellen Auswertung endoprothetischer Schichtbilder

beschäftigen, sowie mit aktuellen Klassifikationstechniken und dem Stand der Forschung im Bereich der Zementverankerung bei Knieimplantationen..

### **Studie von Sebastian Jäger et al.**

In der Studie „Die tibiale Zementverteilung beim unikompartimentellen Kniegelenkersatz“, wurde mit Hilfe einer aktuellen Methode zur Auswertung der Zementflächen, die endoprothetischen Schnittbilder bei Kniegelenkersatz untersucht. Ziel dieser Studie war es die tibiale Zementfixierung bei der Oxford Schlittenprothese zu erforschen. Das Ergebnis war eine höhere Zementpenetration, nach Anwendung der Jet-Lavage Spülungstechnik in den Schnittflächen. Um die Verteilung des Zements nach der Spülung untersuchen zu können, wurden Schnittpräparate der Tibia erstellt und mit einer Bildbearbeitungssoftware die Schnittflächen dargestellt. [19]



**Abbildung 2: Vergleich zweier manuell segmentierter Penetrationsflächen. [aus 19]**

Die genaue Auswertung wurde mit SPSS für Windows (v. 16.0.), einem Tool zur statistischen Auswertung, durchgeführt. In Abbildung 2 (oben) sind zwei Tibia-Schnittkomponenten, sowie darunter, das jeweils manuell segmentierte Ergebnis zu erkennen.

Nähere Informationen zur Erstellung des Tibiadatensatzes und der Präparate sind in Abschnitt 2.3 Erläuterung des Tibiadatensatzes zu finden.

### **Studie von Patric Raiss et al.**

In der Arbeit „Bone cement penetration pattern and primary stability testing in keeled and pegged glenoid components“, untersuchte man die Primärstabilität und die Verteilung des Knochenzements in Bezug auf eine keilförmige, gestützte Schultergelenkpfanne. Dies wurde erreicht, durch die Analyse der Zementpenetration in den Glenoid-Knochen mittels Röntgenanalyse.

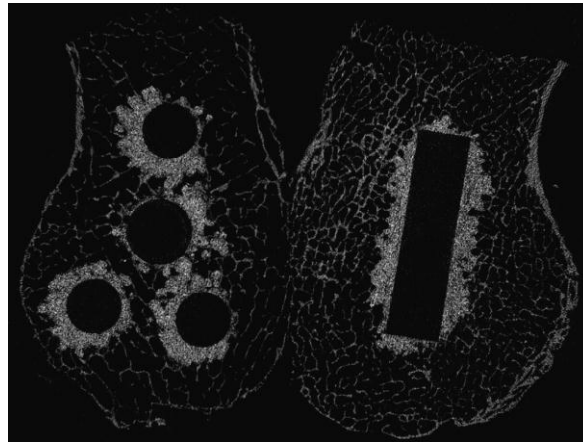


Abbildung 3: Frontal Micro-CT nach Implantation der Glenoid-Komponenten (keeled and pegged) [aus 20]

Nachdem die Komponenten zementiert wurden, kam es zum Röntgen des Glenoid-Knochens, mit einem 1-mm Aluminiumfilter bei 70 kV, mit einer Auflösung von 35 mm. Die Primärstabilität wurde anschließend durch Herausziehen der Prothese untersucht. In Abbildung 3 ist der Knochenzement deutlich zu erkennen, der um die runden (links), beziehungsweise rechteckigen Strukturen (rechts) des Bildes, in den umliegenden Knochen penetriert ist (weiß). [20]

#### **Studie von Rafael C. Gonzales et al.**

In der Studie „Bayes classification of multispectral data“ zeigen die Autoren, wie ein multispektrales Bild einer Landschaft klassifiziert werden kann. Es handelt sich um ein Bild mit 4 Kanälen. Drei Bänder befinden sich im VIS-Bereich und ein Band im IR Bereich. Das Bild bestimmter Vegetationsbereiche wird mit Hilfe eines Bayes-Klassifikators segmentiert. Durch zuvor gewählte Stichproben aus jedem Gebiet kommt es zum Training des Klassifikators. Alle Pixel des Bildes werden schließlich den Klassen Wasser, Stadt oder Vegetation zugewiesen. [24]

### **1.1.5. Einführung in die Methoden der Bildbearbeitung**

Die Segmentierung wird als grundlegende Methodik zur Abgrenzung verschiedener Bildobjekte angesehen. Sie bildet den ersten Schritt für eine weitergehende Bildinterpretation, da sie den Übergang von unstrukturierten Pixelmengen zu interpretierbaren Objekten bzw. Segmenten realisiert. Das Problem des maschinellen Sehens ist die Tatsache, dass es oft schwierig ist, für das Programm oder den Algorithmus, zu erkennen, welche Pixel zusammengehören und damit ein abgeschlossenes Objekt bilden.

Durch die Segmentierung von Eingangsbildern und Zusammenfassung der Pixel zu zusammenhängenden Objekten nach bestimmten Homogenitätskriterien oder auch Trennung nach einem oder mehreren Dishomogenitätskriterien kann dies erreicht werden.

Als Ergebnis erhalten wir die Zuordnung von Pixeln zu Segmenten, welches schließlich Anwendung in vielen Gebieten der Medizin findet. Speziell bei Röntgen- und CT-Bildern. Aber auch für die Fernerkundung, bei der Auswertung von Satelliten- und Radarbildern oder in der Industrie bei Qualitätskontrollen, sowie die Gesichtserkennung. [4, S.63 bzw. 95 ff]



Im Bereich der Segmentierung gibt es mehrere Verfahren um homogene zusammenhängende Regionen zu erkennen. Je nach Begebenheit des Eingangsbildes oder erwünschtem Ergebnis kann die Wahl des Verfahrens von grundsätzlicher Bedeutung sein. Im Folgenden wird ein kurzer Einblick in die verschiedenen Verfahren der Segmentierung geben:

### **Pixelorientierte Verfahren:**

Es werden Kriterien zur Segmentzuordnung nur auf jeweils einen Pixel angewandt. Das heißt, es wird für jeden Punkt einzeln entschieden, zu welchem Segment er gehört. Pixelorientierte Verfahren ergeben üblicherweise vollständige und überdeckungsfreie Segmentierungen, die jedoch meist nicht zusammenhängend sind.

### **Regionenorientierte Verfahren**

Es werden zusammenhängende Punktmengen als Gesamtheit betrachtet. Übergänge sind fließend, Kombinationen oder Überschneidungen möglich.

### **Texturorientierte Verfahren**

Es wird nach einer Textur (homogene innere Struktur) anstatt nach einer einheitlichen Farbe segmentiert.

### **Cluster- und Klassifikationsorientierte Verfahren**

Statistische Verfahren, die meistens zur Segmentierung multispektraler Bilder verwendet werden.

In dieser Arbeit wird nun vertieft auf den Ansatz der Klassifikation von Pixeln eingegangen. Dieses Verfahren behilft sich aber auch der anderen Verfahren, speziell in der Merkmalsextraktion und Erstellung der Parameterbilder.

Pixelorientiert, da jedes Pixel einzeln ausgewertet und einer Klasse zugewiesen wird. Außerdem regions- und texturorientiert, weil bei der Klassifikation der Pixel auch Textur und Abstandsmaße (z.B. Mahalanobis) verwendet werden. Und eben auch klassifikationsorientiert, weil anhand eines Klassifikators die Einteilung der Pixel vorgenommen wird.



## 1.2. Aufgabenbeschreibung

In dieser Arbeit sollen in endoprothetischen Schnittbildern Prothesen-, Knochen- und Zementbereiche segmentiert werden, um die Qualität des Zementierverfahrens beurteilen zu können.

Es soll herausgefunden werden, ob ein automatisches Verfahren zur Auswertung der endoprothetischen Schnittbilder über den Ansatz der Klassifikation realisierbar ist. In einem ersten Schritt sollen durch Untersuchungen vorhandener Bilder Parameter bestimmt werden, mit denen bestimmte Bereiche in den Bildern erkannt und unterschieden werden können.

Aufbauend auf diesen Untersuchungen soll anschließend ein möglichst automatisches Verfahren zur Klassifikation der unterschiedlichen Bildbereiche entworfen und umgesetzt werden.

## 1.3. Ziele der Arbeit

Es wird damit begonnen, die Akquisition der Schnittbilder zu bewerten. Dadurch wird sichergestellt, dass bei der Aufnahme auch das erforderliche Maximum an Informationen über die Inhalte der Bilder gegeben ist. Genauer dazu in Abschnitt 2.4 Versuche zur Bildakquisition.

Durch Voruntersuchung der Bilder sollen Parameter gefunden werden, die eine Charakterisierung der Bildbereiche ermöglichen. Die Informationen werden schließlich in einer Datenmatrix gehalten. Die Segmentierung der einzelnen Bereiche soll hauptsächlich über eine Klassifikation der einzelnen Pixel nach logisch gewählten Hauptkomponenten der vorher definierten Datenmatrix durchgeführt werden. Anschließend werden diese Hauptkomponenten verwendet um einen Klassifikator aufzubauen, der schließlich zur Segmentierung der Pixel verwendet wird.

Im ersten Schritt werden die Bilder analysiert, ausgewertet und mit gegebenen Verfahren der Bildverarbeitung bearbeitet, um Parameter zu finden, welche homogene Abschnitte im Bild charakterisieren. Außerdem sollen diese Parameter es möglich machen, die einzelnen Regionen im Bild voneinander zu unterscheiden. Nach welchen Kategorien bestimmte Regionen charakterisiert wurden, wird näher in Abschnitt 2.5. Bildmerkmale erläutert.

Durch die Wahl der Parameter ergibt sich eine große Flut an Informationen, anhand einer hohen Zahl von Merkmalbildern. Zur Transformation und Reduktion der Merkmale wird eine HKA angewendet, deren Sinn und Anwendung in Abschnitt 2.9 Hauptkomponentenanalyse und Abschnitt 3.2 Karhunen-Loève-Transformation, dargestellt ist.

Schließlich kommt es zur Auswahl eines geeigneten Klassifikators und dessen Anwendung. Hierzu finden sie Informationen in Abschnitt 2.11.3 Erstellung des Klassifikators und 3.4. Angewandte Klassifizierung.

Zu guter Letzt wird im Abschnitt 4. Diskussion und Ausblick, eine kritische Auseinandersetzung mit den Ergebnissen verdeutlicht. Dies wird gestaltet durch eine an den Ergebnissen orientierte Auswertung, der gewählten Aufnahmemethoden, Parameter, Merkmalsextraktionen, Merkmalsvektoren, des Klassifikortyps, Hauptkomponententypen sowie deren Anzahl. Es werden die zentralen Fragen

beantwortet. Außerdem wird ein Ausblick gegeben, ob ein solches oder ähnliches Projekt mit der gewählten Vorgehensweise zufriedenstellend realisierbar ist und wo Verbesserungsbedarf besteht.

### **Zentrale Fragen :**

- **Kann die Bildakquisition verbessert werden? Kann eine Informationssteigerung erreicht werden?**
- **Wie kann durch die Akquisition in unterschiedlichen Spektralbereichen, zusätzliche Information gewonnen werden?**
- **Welche Merkmale sind sinnvoll zu extrahieren und welche nicht? Wie eignen sich diese für die Erstellung einer Datenmatrix?**
- **Was wird durch die HKA der Datenmatrix erreicht?**
- **Wie wertet man die Hauptkomponenten der HKA aus? Welche Hauptkomponenten eignen sich für die Erstellung der Merkmalsvektoren?**
- **Eignen sich die verwendeten Verfahren um endoprothetische Schichtbilder zu segmentieren? Welchen Vorteil bringen sie?**
- **Was kann verbessert werden, um ein besseres Klassifikationsergebnis zu erreichen?**

## 2. Methoden und Materialien

In diesem Teil der Arbeit soll verdeutlicht werden, wie aus den Präparaten die entscheidenden Informationen gewonnen werden können. Es wird ein Grundwissen geschaffen über den Aufbau der Bilder, die weitverbreitetsten Farbräume und das Lichtspektrum. Es kommt zu einer Definition des Tibia-Datensatzes. Außerdem wird vermittelt, wie diese Informationen für eine weitere Verarbeitung entsprechend komprimiert und reduziert werden. Essentielle Methoden, wie die HKA, sowie die Klassifikation, werden in Funktionsweise und Prinzip beleuchtet.

### 2.1. Medizinische Bilder

In der Medizinischen Bildgebung gibt es eine Vielzahl an Techniken, Methoden und Verfahren um Bilder für Diagnostik und Therapie zu erstellen.

Neben den allseits bekannten Verfahren wie MRT, CT, Röntgentechnik, Sonographie oder Ultraschall, gibt es auch weniger verbreitete Verfahren wie die Nuklearmedizinische Bildgebung oder auch einfache digitale Fotografien. Letzteres findet in dieser Arbeit die größte Bedeutung, da die in dieser Arbeit verwendeten Schichtbilder, digitale Fotografien von Präparaten darstellen.

#### 2.1.1. Digitale Bilder

Ein digitales medizinisches Bild  $f: [m \times n]$  wird üblicherweise als zweidimensionale Matrix, mit  $n$  Zeilen und  $m$  Spalten dargestellt und als 2D-Bild oder kurz Bild bezeichnet. Die Felder dieser Matrix werden auch als Pixel bezeichnet. Die Gesamtzahl dieser Pixel definiert die Auflösung des Bildes. Jedem Pixel wird ein eindeutiger Grauwert zugewiesen (Abbildung 4), der die Helligkeit des Feldes beschreibt. Bei digitalen Fotografien liegt dieser Wert meistens zwischen 0 und 255, da diese Bilder eine Grauwerttiefe von 8 Bit verwenden. ( $2^8 = 256$ ) Das bedeutet, die Pixel im Bild können 256 verschiedene Grauwerte annehmen.

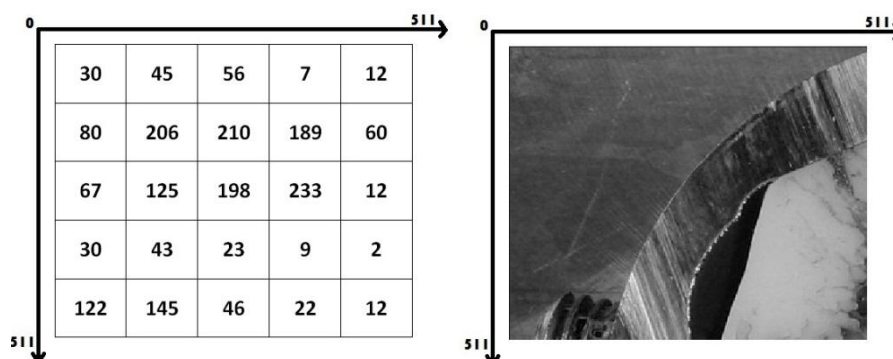


Abbildung 4: Grauwertverteilung der Pixel



## 2.2.Erläuterung des Tibia-Datensatzes

Sämtliche Untersuchungen, außer der zur Bildakquisition in Abschnitt 2.4, beziehen sich auf den in diesem Abschnitt erläuterten Datensatz.

20 Oxford Schlittenprothesen wurden mit minimalinvasiver Operationstechnik in 10 gepaarte humane Leichen-Präparate implantiert.

Die Schnittbilder entstanden beim Zersägen eines originalen Präparats. Dieser Vorgang wurde unter Wasserspülung mit einer Diamantbandsäge durchgeführt. Bei den vorgelegten Schnittmustern wurde eine Sägeblattstärke von 0.2 mm verwendet. Trotz der Tatsache, dass das Sägeblatt sehr dünn ist kommt es zu einem Informationsverlust, durch das Material welches zwischen den Schichten entfernt wurde. Pro Präparat wird ein Sägeblatt verbraucht, welches im Fachhandel 600 Euro kostet.

Bei der Verwendung von dickeren Sägeblättern ist zwar eine schnellere Durchtrennung des Präparats möglich, jedoch ist dies auch stets mit einem größeren Informationsverlust verbunden.

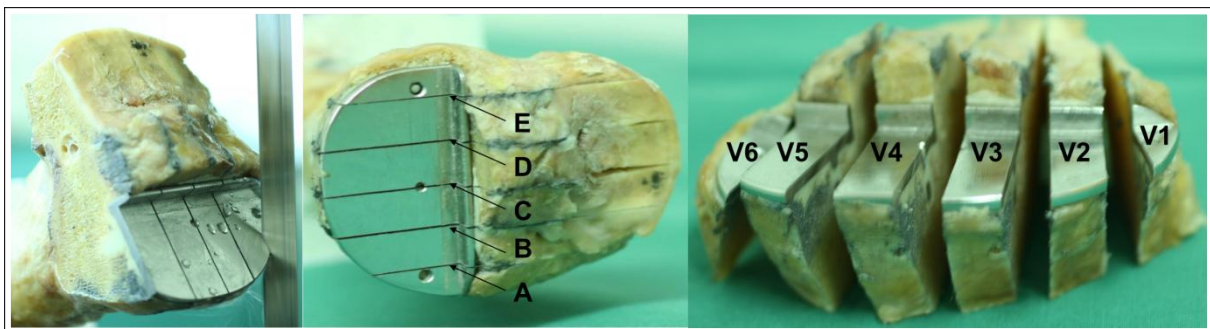


Abbildung 6: Schnittpräparat mittels Diamantsägeblatt erstellt

In Abbildung 6 ist die Unterteilung des Präparats zu erkennen. Sie erfolgte in fünf Schnitten (A-E, ant. – post.), die an die jeweilige Implantatsgröße angepasst wurden. Daraus ergeben sich die Volumen V1 bis V6. [Abbildung 3] [19]

Die einzelnen Schnittpräparate wurden unter VIS und UV-Licht fotografiert.

### Nachteile der Bilder

In dieser Arbeit wird früh deutlich, dass die Übergangsbereiche im Kochen-Zementinterface große Probleme darstellen. Denn diese Bereiche sind stark homogen und weisen selbst mit bloßem Auge kaum Möglichkeiten zur Unterscheidung auf.

In Abbildung 7 sind diese stark homogenen Bereiche gut dargestellt. Es ist kaum zu erkennen wo der Knochenzement aufhört und der Knochen anfängt.

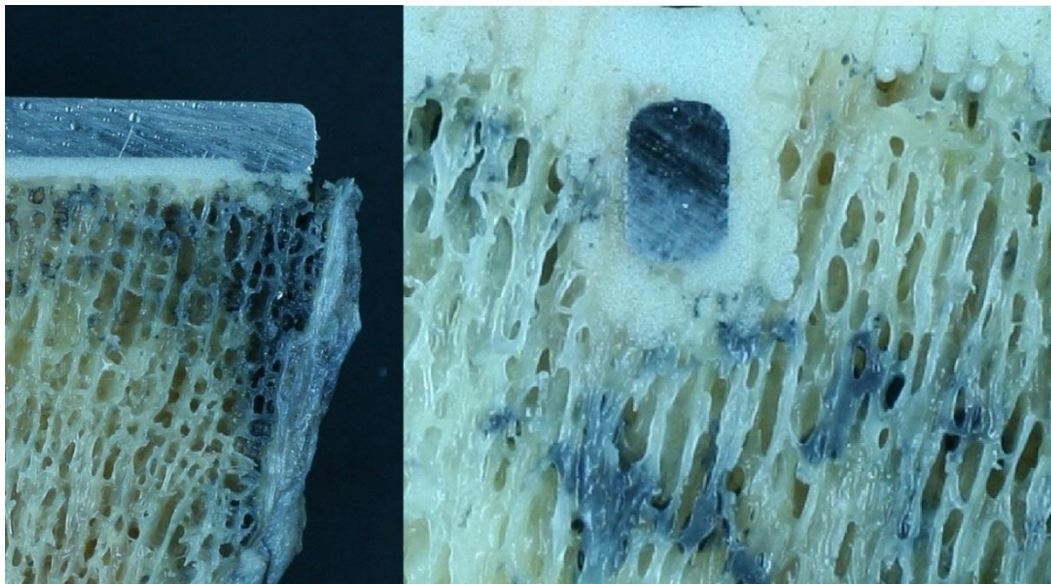




**Abbildung 7: Stark homogene Bereiche zwischen Knochen und Zement**

Dadurch, dass die Bilder einen so großen Datenspeicher für sich beanspruchen, und die Rechenleistung stets berücksichtigt werden sollte um später alltagstaugliche Systeme zu entwerfen, musste schon früh gegen das Problem der Datenhaltung vorgegangen werden.

Die Bilder haben beim Einlesen eine Auflösung von 3456 x 2304 Pixel, bei einer durchschnittlichen Größe von 3 Megabyte. Dadurch wird klar, dass bereits beim Einlesen des Bildes, nur der Bereich geladen werden soll der auch dem ROI entspricht. Somit wird zu Beginn eine ROI aus dem Ursprungsbild eingelesen.



**Abbildung 8: Einschlüsse von Metallstaub**

Da die Qualität der Bilder wie bereits erwähnt von großer Bedeutung ist muss an dieser Stelle auf den größten negativen Einflussfaktor, des zu untersuchenden Bildmaterials, hingewiesen werden. Dies sind Einschlüsse von Metallstaub in der Knochenstruktur die von der Prothese stammen (Abbildung 8). Diese Einschlüsse von dunklem Staub, sind vor allem auf das Zersägen der Prothese zurück zu führen.

Leider sind diese Irritationen auf dem Bild nicht zu vermeiden und auch im Nachhinein nicht von der Probe zu entfernen, oder durch bildgebende Verfahren zufriedenstellend herauszufiltern.

## 2.3.Lichtspektrum

Im folgenden Teil der Arbeit wird näher auf das verwendete Lichtspektrum eingegangen, welches bei der Bildakquisition verwendet wurde um den Informationsgehalt des Datensatzes zu erhöhen.

Die optische Strahlung von Licht, oder auch Spektrum genannt, teilt sich in 3 Bereiche auf (Abbildung 9). Die ultraviolette Strahlung (UV), das sichtbare Licht (VIS) und zu guter Letzt die Infrarot Strahlung (IR). Diese drei Bereiche unterscheiden sich hauptsächlich in den Wellenlängen.



Abbildung 9: Spektrum des Lichts

Die Strahlung hat verschiedene Wellenlängen und gelangt auf das Präparat. Dort wird sie entweder transmittiert, absorbiert oder reflektiert. Je nachdem um welches Material und welchen Spektralbereich (UV, VIS, IR) es sich handelt.

Anschließend wird beschrieben, wie die einzelnen Spektralbereiche definiert sind, was sie unterscheidet und wie sie für diese Arbeit genutzt werden können.

### 2.3.1. Ultraviolettes Licht (UV)

An das energiereiche Ende des sichtbaren Lichts grenzt die ultraviolette Strahlung. Obwohl der Mensch die Ultraviolettstrahlung nicht sehen kann, kann man ihre Wellenlänge messen und definieren. Ihre Wellenlängen liegen unter 400 nm.

Der wichtigste Effekt der UV-Strahlung, der auch in dieser Arbeit zu Nutze gemacht werden soll, ist der Vorgang der Fluoreszenz. Die Fluoreszenz beschreibt das Aufnehmen von UV-Strahlen in bestimmte Stoffe. Diese geben die aufgenommene Strahlungsenergie wieder als schwaches Leuchten ab. Je nach Material unterscheidet sich diese Eigenschaft in ihrer Intensität und ihrer Fluoreszenz-Farbe. Dies hängt stark von der Beschaffenheit eines Gegenstandes ab und ist typisch für

die Zusammensetzung des Materials. So sollen durch unterschiedliche Materialeigenschaften, bestimmte Bereiche auf Grund ihrer unterschiedlichen Fluoreszenzeigenschaften erkennbar gemacht werden. Dieser Vorteil soll bei der Segmentierung homogener Bereiche nützlich sein

### **2.3.2. Sichtbares Licht (VIS)**

Es handelt sich um den Teil des elektromagnetischen Spektrums, für den das menschliche Auge empfindlich ist, d.h. ca. 0,38 bis 0,75 Mikrometer.

Das sichtbare Licht ist physikalisch gesehen eine bestimmte Energieverteilung im elektromagnetischen Spektrum, mit Wellenlängen zwischen etwa 390nm und knapp 800nm. Die Abfolge der Farben im elektromagnetischen Spektrum ist wie folgt: Violett (390-430nm), Blau-Violett (460-480nm), Cyan (480-490nm), Grün (490-530nm), Gelb (550-580nm), Orange (590-640nm) und Rot (650-800nm). Daher teilt man diesen Bereich auch grob in den blauen Anteil (von 0.4 bis 0.5  $\mu\text{m}$ ), den grünen Anteil (von 0.5 bis 0.6  $\mu\text{m}$ ) und den roten Anteil (von 0.6 bis 0.7  $\mu\text{m}$ ) auf. [13, 17]

Sichtbares Licht stellt den größten und wichtigsten Bereich für diese Arbeit dar, weil nur in dem Bereich vom Menschen, ohne Filter oder den Fluoreszenzeffekt, etwas erkannt werden kann und sich sämtliche, sichtbaren Farben auf diesen Bereich aufteilen. Stoffe die sichtbares Licht absorbieren sind farbig, was für diese Arbeit wiederum von Bedeutung ist da das Objekt aus unterschiedlichen Stoffen bestehen kann, welche wiederum durch eine unterschiedliche Einfärbung zu erkennen ist.

### **2.3.3. infrarotes Licht (IR)**

Die elektromagnetischen Wellen des infraroten Lichts sind länger als die des sichtbaren Lichts, kürzer als die langwelligeren Mikrowellenstrahlen und sie werden als Wärme in die Umgebung abgestrahlt. Dies entspricht einem Wellenlängenbereich von etwa 780nm bis 1 mm. Die IR-Strahlung wird benutzt um Stoffe voneinander zu unterscheiden, da diese, unterschiedlich auf die IR-Strahlung reagieren, mit jeweils unterschiedlich starker Reflexion.

Die bestimmten Spektralbereiche (UV, VIS, IR), der reflektierten Strahlung, sollen in dem Versuch zur Bildakquisition erkannt und zu Nutze gemacht werden. Man erhofft sich, dass die Materialien in dem Präparat unterschiedlich auf die Spektralbereiche reagieren, damit auch unterschiedliche Regionen erkannt werden können. Somit sind vielleicht auch Bereiche, die unter normal sichtbarem Licht zu homogen und kaum trennbar wären, im Nachhinein doch noch unterscheidbar. Um weiterführende, tiefere Einblicke und ein größeres Verständnis des Lichtspektrums zu erhalten, ist es



äußerst empfehlenswert, dass „Electromagnetic Radiation Spectrum Poster“ der unihedron durchzuarbeiten. [13]

## 2.4. Versuche zur Bildakquisition

Im dem folgenden Abschnitt werden zwei Versuche beschrieben, die zur Untersuchung der Bildakquisition durchgeführt werden. Diese Versuche beschäftigen sich nicht mit dem Tibia-Datensatz. Sie dienen ausschließlich der Klärung der Frage, ob die Aufnahme der Bilder noch verbessert werden kann und ob eventuell noch andere störende Einflüsse auf den Präparaten festzustellen sind, wie zum Beispiel verschieden farbiger Staub oder weitere Einschlüsse, wie Geweberückstände. In den zwei Versuchen werden Originalpräparate sowie Prüfkörper aus Karbonschaum getestet. Beide Präparatarten wurden zuvor mit einer Prothese zementiert und nach der Aushärtung in der Mitte im Längsschnitt durchsägt.

Bei der Planung des Versuchs und des späteren Aufbaus ist ein hoher Grad der Standardisierung wichtig. Die Probe muss orthogonal zum Objektiv liegen. Der Versuch wird in einem geschlossenen Raum durchgeführt, um bestimmte äußere Einflüsse, wie Licht oder Staub zu vermeiden. Durch völlige Verdunkelung ist sichergestellt dass das verwendete Licht nur von den bereitgestellten Lichtquellen stammt. (UV, VIS, IR)

Bei den verwendeten Präparaten handelt es sich um 3 Karbonschaumdummies und 2 Originalpräparate, mit leichten Einschlüssen von Metall. Auf den Dummies sind Störungen durch Fett wahrnehmbar. Ein Dummy ist sehr voll mit fett, einer ist leicht gereinigt und der Letzte ist komplett frei von fett. Diese teilweise eingefetteten Dummies wurden für den Versuch verwendet um festzustellen ob eventuell Bildartefakte durch die Reflexion von Licht an den Fettstellen entstehen können.

### 2.4.1. Informationen zur Durchführung

Die beiden Versuche unterscheiden sich in der Versuchsanordnung nur minimal. Da sich der erste Versuch hauptsächlich mit der Ausleuchtung der Präparate unter sichtbarem, sowie ultraviolettem Licht beschäftigt, kommt es im zweiten Versuch über weite Strecken zur Untersuchung von infrarotem Licht auf das Präparat und vor allem die Aufnahmemöglichkeiten der Kamera mit einen vormontierten Infrarotfilter.



Beide Versuche werden mit derselben Kamera, einer Canon 350D EOS [10], durchgeführt. Um die Kamera,

Abbildung 10: Repröstativ (Fa. Kaiser) [11]

sowie die Lichtquellen aus Versuch 1, zu fixieren, wird ein Repröstativ verwendet. (Abbildung 10)

Die Einstellungen der Kamera beliefen sich auf Variation der Verschlusszeit, Weißabgleich und Iso-Wert.

Zum weiteren Verständnis der genannten Größen ist die Anleitung der Kamera Canon 350D EOS [10] hilfreich, sowie sich ein bestimmtes Grundwissen zu digitaler Spiegelreflexfotografie, Anwendung von Filtern sowie IR-Fotografie, anzueignen. [12]

## 2.5. Bildmerkmale

Im Folgenden sollen nun die Merkmale verdeutlicht werden, auf denen sich die Untersuchungen in dieser Arbeit stützen.

In Vorversuchen an der Orthopädischen zeigte sich, dass man bei RGB-Bildern die Pixel nicht eindeutig zuweisen kann. Deshalb entstand die Hypothese die RGB-Bilder nicht mehr unter normaler Beleuchtung zu erstellen, sondern die Bilder unter variierender Beleuchtung zu akquirieren. Außerdem soll eine Auswertung unter Beachtung der Sekundärmerkmale stattfinden. (Abschnitt 2.5.1.)

In Zusammenhang mit der Bildsegmentierung wird oft nicht die Lage der Bildpunkte im Ortsbereich, also die kartesischen Koordinaten, sondern die Lage der Bildpunkte im „Merkmalsraum“ betrachtet. Der Merkmalsraum wird als eine Menge von Merkmalsvektoren aufgefasst. Folgende Merkmale können unter Betracht gezogen werden, um eine erfolgreiche Klassifizierung zu gewährleisten:

- der Grauwert der Pixel
- die Farbanteile der Pixelfarbe im jeweiligen Farbkanal
- die Intensität in nicht-sichtbaren Spektralbereichen
- der Grauwert-Gradient
- der lokale Kontrast
- bestimmte Texturmerkmale
- geometrische Merkmale

Die Klassifikation basiert auf diesen Merkmalen direkt, aber auch auf den Merkmalen, welche aus den Originaldaten berechnet wurden. Somit können aus den Primärmerkmalen weitere linear unabhängige Sekundärmerkmale errechnet werden.

### 2.5.1. Sekundärmerkmale

Sekundärmerkmale die in Betracht gezogen werden sollten sind sämtliche Streuungsmaße. In dieser Arbeit wird sich hauptsächlich auf Entropie, Varianz, Standardabweichung und Median konzentriert. Bei allen Streuungsmaßen wird die Verteilung in einem bestimmten Gebiet angegeben und somit zur Beschreibung der Textur verwendet.

Die Merkmalsextraktion findet in den meisten Fällen nach einer Vorverarbeitung der Bilder statt.

#### Varianz:

Die Varianz ist ein Maß für die Abweichung einer Zufallsvariable  $X$  von ihrem Erwartungswert  $E(x)$ . Sie beschreibt die Verteilung einer Zufallsvariable. Sie misst die Streuung der Werte relativ zum Erwartungswert.

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^m (x_j - \bar{x})^2 \cdot n_j, \quad [14, S.566]$$

#### Entropie:

Die Entropie gilt als Maß der Informationsdichte. Sie gibt den mittleren Informationsgehalt eines Systems an.

$$H(I) = - \sum_{j=1}^{|Z|} p_j \cdot \log_2 p_j \quad [14, S.130]$$

#### Standardabweichung:

Die Standardabweichung ist Begriff der Statistik und der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Sie gibt das Maß der Streuung der Werte einer Zufallsvariable um ihren Mittelwert an.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad [14, S.519]$$

#### Median:

In der Statistik halbiert der Median eine Verteilung. Er wird verwendet, um Ausreißer im Datensatz zu entfernen. Er wird auch als 0,5-Quantil bezeichnet.

$$x_{0.5} = \begin{cases} x_{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} & , \text{ falls } n \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2}(x_{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} + x_{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor + 1}) & , \text{ falls } n \text{ gerade} \end{cases} \quad [14, \text{S.353}]$$

## 2.6. Farbräume

Um aussagekräftige Parameterbilder zu schaffen, werden die Farbräume genutzt. Mit ihrer Hilfe sollen Bereiche die im Standard-Farbraum RGB nicht zu erkennen waren, sichtbar gemacht werden. Also können dadurch unterschiedliche Darstellungen von Bildstrukturen in Farbbildern erzeugt werden.

Um Farben genau zu definieren werden Farbmodelle verwendet, durch die dreidimensionale Farbräume definiert sind. Es gibt aber auch Farbräume, die auf zylindrischen Koordinaten basieren. Um die große Zahl an unterschiedlichen Farben zu beschreiben und auszudrücken, gibt es verschiedene Farbmodelle. Jede Farbe wird durch einen Punkt in einem mehrdimensionalen Raum eindeutig festgelegt. Bei unterschiedlichen Farbmodellen haben diese Räume auch unterschiedliche Achsen, auf denen die Kenngrößen abgebildet werden. Bedingt durch den Aufbau des menschlichen Auges, bestehen die meisten Farbräume aus drei Achsen. Einzelne Bildpunkte werden um ihre Farbe zu definieren, diesen Kenngrößen zugeordnet.

Man unterscheidet Farbräume nach technisch-orientierter oder wahrnehmungsbedingter Motivation. Der RGB-Farbraum gehört zu der ersten Kategorie, während der HSV-Farbraum der zweiten Kategorie angehört. Das Problem der technisch-orientierten Farbräume ist, dass sie keine reinen Farben darstellen können, weshalb die wahrnehmungsorientierten Farbräume entwickelt wurden. Die wichtigsten Attribute für den Vergleich von Farben in wahrnehmungsorientierten Farbräumen sind Helligkeit, Farbton, und die Sättigung, welche auch als relative Reinheit einer Farbe verstanden werden kann. Nur Farbton und Sättigung beinhalten Farbinformation, die Helligkeit jedoch nicht. [4, S. 291- 299]

Im Folgenden, sollen die in dieser Arbeit verwendeten Farbräume näher beschrieben werden. Man unterscheidet dabei zwischen Farbräumen mit kartesischen (technisch orientiert) und mit zylindrischen Koordinaten (wahrnehmungsorientiert).

### 2.6.1. RGB

Bei dem RGB-Farbmodell handelt es sich um ein additives Farbmodell, welches die Farben Rot (R), Grün (G) und Blau (B) als jeweilige Kenngröße auf einer der drei Achsen, welches den RGB-Farbraum aufspannen, abgebildet hat. Der Farbanteil kann zwischen 0% und 100% variieren. Durch Addition der Grundfarben erhält man die Farbe Weiß. Bei einem System welches für die Darstellung der einzelnen

Kenngößen 256 Werte verwendet, kann die folgende Abbildung als modelhafte Darstellung des RGB-Farbraums betrachtet werden.

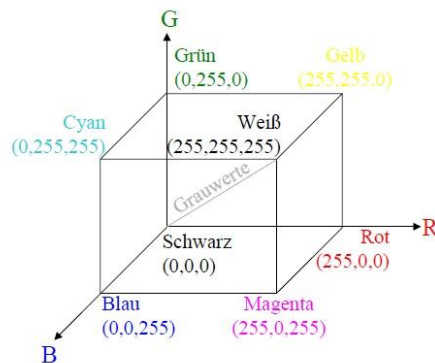


Abbildung 11: RGB-Farbraum [aus 4, S. 291]

### 2.6.2. CMYK

Dabei handelt es sich um einen zum RGB-Farbraum komplementären Farbraum, der meist bei Farbdrukken Verwendung findet. CMYK steht für Cyan, Magenta, Yellow (Gelb) und Key (Schlüsselfarbe, Schwarz) und ist ein subtraktives Farbmodell, welches hauptsächlich zur subtraktiven Farbmischung verwendet wird. Die Schlüsselfarbe Schwarz, oder auch Kontrast wird benutzt um effektiv ein Schwarz darzustellen, da die drei Farben im subtraktiven Modell praktisch kein Schwarz ergeben.

### 2.6.3. CIE L\*a\*b\*, CIE L\*u\*v

Der L\*a\*b\*-Farbraum ist ein Messraum, in dem alle wahrnehmbaren Farben enthalten sind. Der Farbraum ist auf Grundlage der Gegenfarbentheorie konstruiert. Eine der wichtigsten Eigenschaften des L\*a\*b\*-Farbmodells ist seine Geräteunabhängigkeit, das heißt, die Farben werden unabhängig von der Art ihrer Erzeugung und Wiedergabetechnik definiert

### 2.6.4. HSV (HSL/HSB/HSI)

Basiert im Vergleich zu den vorher genannten Farbräumen nicht mehr auf kartesischen sondern auf zylindrischen Koordinaten.

Der **HSV** (hue, saturation, value) bzw. HSB (hue, saturation, brightness) – Farbraum wird als Kegel oder vereinfacht als sechskantige Pyramide (Abbildung 12) dargestellt, mit der Spitze bei Schwarz. Bei der unterhalb dargestellten beispielhaften Abbildung ist der HSV Farbraum als 6-seitige Pyramide gezeigt.

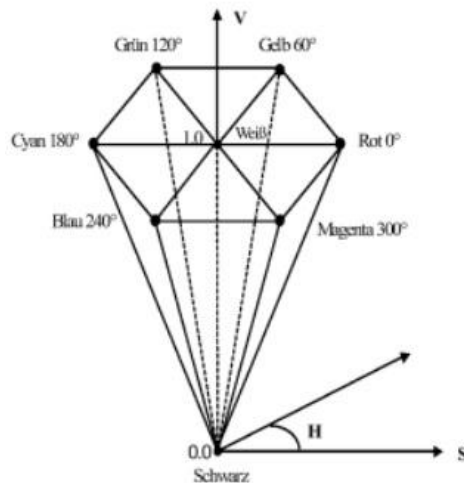


Abbildung 12: Beispielhafte Darstellung des HSV-Farbraums [nach 4, S. 293]

Der Farbton (Hue) ist durch den Winkel in einer der sechs Waben bestimmt. Die Sättigung wird dadurch bestimmt wie nah sich der Punkt an der Außenwand der Pyramide befindet. Der Ausprägungswert des Farbtons wird durch die Höhe des Punktes in der Pyramide bestimmt. Je näher an der Spitze, desto dunkler ist der Farbton und umgekehrt bei größerer Nähe zum Boden der Pyramide.

Der **HLS** (hue, lightness, saturation) - bzw. HSI (hue, saturation, intensity) – Farbraum wird als Doppelkegel oder vereinfacht als sechskantige Doppelpyramide dargestellt (Abbildung 13). Der HLS Farbraum beschreibt die relative Helligkeit (lightness), einem HSB-Farbraum mit der absoluten Helligkeit (brightness) und einem HSI-Farbraum mit der Lichtintensität (intensity).

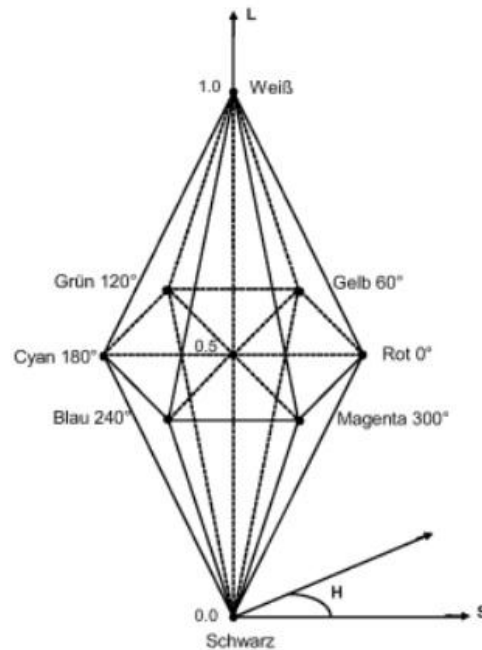


Abbildung 13: Beispielhafte Darstellung des HLS-Farbraums [nach 4, S. 294]

Ähnlich zum HSV-Farbraum wird der Farbton wieder über den Winkel des Pixels in den jeweils sechs Waben des Farbraums angezeigt. Über die Längsachse durch die Doppelpyramide sind die Grauwerte einzustellen. Im Farbraum befindet sich nach folgendem Modell an tiefster Stelle die Farbe Schwarz und an höchster Stelle die Farbe Weiß.

Farbräume die sich für die Untersuchungen nicht geeignet haben waren unter anderem der LCH-Farbraum, weil er auf der Darstellung der Farben in Polarkoordinaten beruht, YCbCr und NTSC, weil sie als Standards für TV-Übertragungen verwendet werden und nur der Helligkeitskanal interessante Daten beinhaltet die aber auch in den normalen RGB-Bildern bereits enthalten sind.

## 2.7. Angewendete Filter

Im nächsten Abschnitt soll näher auf die Funktionsweise der angewendeten Filter eingegangen werden. Die Informationen basieren auf den MATLAB Funktionen, Dokumentationen, Demonstrationen, Tutorielle und speziell auf der Hilfefunktion der Toolbox: Help/ Image Processing Toolbox/ Functions/ Image Analysis and Statistics/.

Durch die gefilterte Darstellung der Originalbilder sollen bestimmte Informationen, die auf den Originalaufnahmen nicht zu sehen waren, veranschaulicht werden. Bei der Filterung der Bilder sollen so, weitere Bildinformationen sichtbar gemacht werden.

Filter sind Matrizen die über das Bild geschoben werden. Die darunterliegenden Pixel müssen sich an die vorgegebenen Werte der Matrix anpassen.

**Varianzfilter** , (in MATLAB: rangefilt)

Bei dem Varianzfilter handelt es sich um ein nichtlineares Verfahren zur Kantendetektion. Der in MATLAB benutzte rangefilt Befehl untersucht die Pixel in näherer Umgebung, sprich in einer Matrix die 3 x 3 Pixel groß ist. Dabei wird das zentrale Pixel mit den Nachbarpixeln verglichen, die Varianz berechnet und das Ergebnis in dem entsprechenden Pixel dargestellt.

**Standardabweichungsfilter** , (in MATLAB: stdfilt)

Der Filter liefert die Standardabweichung eines zentralen Pixels in Bezug auf die benachbarten Pixel. Somit wird die lokale Standardabweichung des gesamten Bildes errechnet. Welche Pixel gewählt werden, liegt an der durch den Benutzer vorgegebenen Maske. Je nach Größe der verwendeten Maske, also Größe des Gitters der Matrix, können die Ergebnisse dieses Filters stark variieren.

**Entropiefilter** , (in MATLAB: entropyfilt)

Bei Anwendung dieses Filters, wird eine Maske der Größe 9 x 9 über das Bild geschoben und das zentrale Pixel mit seinen Nachbarn verglichen. Die Entropie ist ein Maß für den mittleren Informationsgehalt eines Bildes. Eine hohe Entropie weist auf eine hohe Anzahl Bits hin, die für die Speicherung eines Bildpunktes notwendig ist, denn sie ist eine statistische Größe und lässt eine Aussage über den Grad der möglichen Kompression zu.

**Medianfilter** , (in MATLAB: medfilt2)

Dieser Filter ist ein nicht-linearer Glättungsfilter. Es werden alle Pixel in der vorgegebenen Nachbarschaft gemäß ihrer Bildfunktionswerte aufsteigend geordnet. Der Median ist der Wert, der sich nun in der Mitte befindet. Ausreißer werden eliminiert. Der übliche Standardwert der Matrix-Maske liegt bei 3 x 3. Er wird oft verwendet um Rauschen zu beseitigen.

**Intensitätsbild** , (in MATLAB: mat2gray)

Damit wird eine normale Bildmatrix zu einem Graustufenbild mit Intensitätswerten konvertiert. Dieses spätere Bild, welches auch Intensitätsbild genannt wird, besitzt nach seiner Umwandlung nur noch Grauwerte zwischen 0 und 1 anstatt zwischen 0 und 255. Der Filter wird verwendet um lokale Varianz oder Standardabweichung wieder zu visualisieren. Somit kommt es zu einer Skalierung der Intensitäten im Bild.



Die Ergebnisse der einzelnen Filter, können in Abschnitt 3.2.5 Analyse der angewendeten Filter, betrachtet werden.

## 2.8. Erstellung der Datenmatrix

Um eine erfolgreiche Klassifizierung zu erreichen, muss zunächst eine Datenmatrix erstellt werden, die alle wichtigen Merkmalsausprägungen der Bilder beinhaltet. Dies bedeutet, alle Parameterbilder werden in der Datenmatrix gehalten.

Bei Erstellung der Datenmatrix ist der wichtigste Teil die Auswahl geeigneter Parameterbilder. Die Wahl der Parameterbilder wird näher in Abschnitt 2.8 Erstellung der Datenmatrix, in Abschnitt 3.1.5.1 und 3.1.6.1 beleuchtet.

Bei den dargestellten Filtern, handelt es sich um Verfahren der statistischen Bildanalyse, oder genauer der Texturanalyse. Denn neben der Berücksichtigung unterschiedlicher Primärmerkmale wie Grauwert oder Farbkomponenten, müssen auch Streuungsmaße betrachtet werden. Im Folgenden soll nun anhand einer Abbildung verdeutlicht werden, wie die Datenmatrix aus den einzelnen Parameterbildern aufgebaut ist. Die Datenmatrix ist eine multidimensionale Matrix. Die Anzahl der Dimensionen entspricht der Anzahl der verwendeten Parameterbilder.

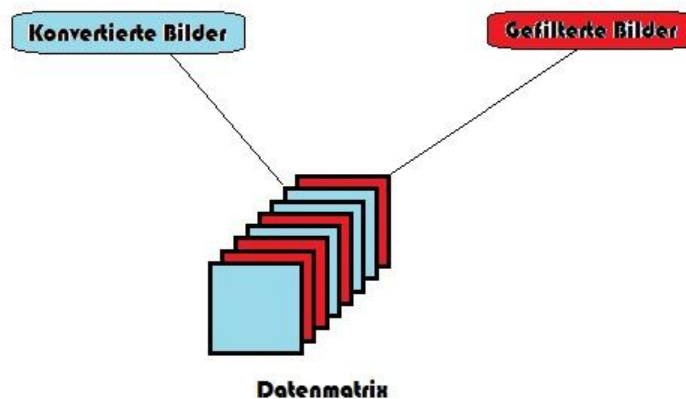


Abbildung 14: Aufbau der Datenmatrix

Die Matrix entspricht einem Bild mit mehreren Kanälen. Im Fall der Datenmatrix für die UV-Bilder enthält das Bild schließlich 36 Kanäle. (Beispiel in Abbildung 14)

So kann ein hochinformativer Datensatz erreicht werden, der für die anschließende HKA sehr wichtig ist. Es war wichtig herauszufinden, welche Parameter für die optische Trennung zuständig sind. Anders gesagt, durch welche Parameter kann man die einzelnen Bildinhalte beschreiben?

Bei den größtenteils verwendeten Filtern handelt es sich um ein Verfahren der statistischen Bildanalyse, oder genauer der Texturanalyse. Sie beurteilen im

Gegensatz zu den Parametern die aus den Farbraumkonvertierungen stammen Sekundärmerkmale. Dadurch kommen auch andere Informationen zu Stande.

Es wird also eine Datenmatrix erstellt, welche schließlich für jedes Pixel einen Vektor beinhaltet. Die Länge des Vektors entspricht der Anzahl der Bilder in der Datenmatrix.

## **2.9.Hauptkomponentenanalyse (HKA)**

Ein wichtiges Kriterium für eine erfolgreiche Klassifizierung ist die geeignete interne Darstellung der zu klassifizierenden Daten. Je nach Fragestellung und den zu analysierenden Daten ist eine geeignete Transformation zu wählen. Die gewählte Transformation sollte eine Zusammenfassung der Daten ermöglichen und dadurch eine möglichst kompakte Darstellung. Wichtig ist es, weiterhin eine gute Separierbarkeit der einzelnen Wertebereiche sicher zu stellen und somit eine einfachere Einteilung in die entsprechenden Klassen, bei der darauf folgenden Klassifikation, zu begünstigen.

Ein Verfahren um die geeignete Transformation zu finden ist die Hauptkomponentenanalyse ( HKA ) oder gerade im Bereich der Bildverarbeitung auch Karhunen-Loève-Transformation genannt. [7]

Bei der HKA handelt es sich um ein Verfahren der multivariaten Statistik um umfangreiche Datensätze zu strukturieren, zu vereinfachen oder zu veranschaulichen. Dies soll durch eine Annäherung der meisten statistischen Variablen an möglichst aussagekräftige Linearkombinationen, die Hauptkomponenten, erreicht werden. Dadurch soll eine Reduzierung der Komplexität des Datensatzes realisiert werden, denn nach der Klassifizierung ist die Anzahl der Hauptkomponenten stets kleiner oder gleich der Anzahl der untersuchten Variablen.

Der darauffolgende Teil schildert das Prinzip der HKA und gibt einen Einblick in die mathematischen Grundlagen.

### **2.9.1. Prinzip der Hauptkomponentenanalyse:**

Die HKA beruht auf der Tatsache, dass der höchste Informationsgehalt im Bild durch die größte Varianz im Datensatz zu erkennen ist. Also ist die Varianz der Daten ein Hinweis auf den Informationsgehalt des zu untersuchenden Bildes. [16]

Mathematisch kann man sich die Daten als Punktwolke in einem n-dimensionalen Raum vorstellen. Die Anzahl der Dimensionen dieses Raumes sind durch die Anzahl der zu untersuchenden Variablen begrenzt.

Es kommt zu einer Hauptachsentransformation, bei der ein Koordinatensystem in diesen n-dimensionalen Raum gelegt wird und zwar nach folgendem Prinzip. Der Ursprung des Koordinatensystems wird in den Schwerpunkt der Punktwolke verschoben. Die erste Achse wird in Richtung der Punkte mit der größten Varianz gedreht. Diese Achse stellt die erste Hauptkomponente dar und spiegelt auch den größten Informationsgehalt wieder. Die zweite Achse wird orthogonal auf der ersten Achse, entsprechend den Punkten mit nächst größerer Varianz ausgerichtet. (Abbildung 15) Sie spiegelt die zweitgrößte Varianz und damit den zweithöchsten Informationsgehalt wieder. Und so wird das Verfahren fortgesetzt, bis die k-te Achse in Richtung der größtmöglichen Varianz zeigt, unkorreliert zu den ersten k-1 Achsen. Die k-te Achse bezeichnet die k-te Hauptkomponente. Dies wiederholt sich, bis alle Hauptkomponenten gefunden sind. Was schließlich bedeutet, dass es in einem n-dimensionalen Raum auch n Hauptkomponenten gibt.

Vor allem in der Bildverarbeitung ist die Auswahl der richtigen Hauptkomponenten und auch deren Anzahl von besonderer Bedeutung für die Qualität des späteren Klassifizierungsergebnisses. Darauf wird näher in Kapitel 4.3 Karhunen-Loève-Transformation eingegangen. [6]

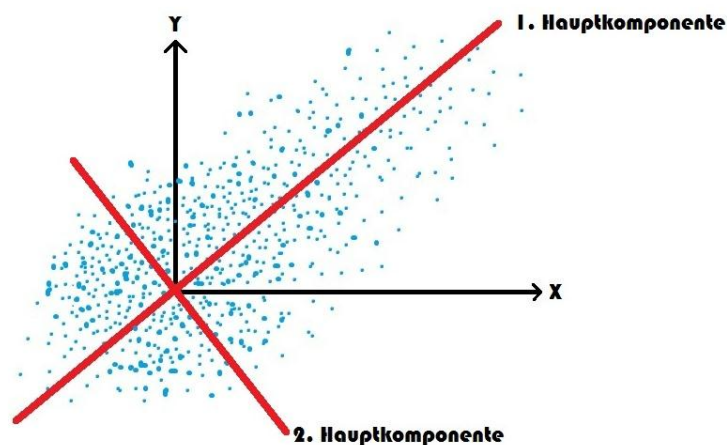


Abbildung 15: Hauptachsentransformation exemplarisch

Die zwei Achsen X und Y stellen zwei Merkmale dar. Die Daten sind ungleich verteilt zwischen beiden Merkmalen.

### 2.9.2. Mathematische Grundlagen

Mathematisch gleicht die HKA einer Hauptachsentransformation. Da die Berechnungen jedoch kaum zum Verständnis der Klassifikation beitragen, wird im folgenden Abschnitt auf ein komplettes Berechnungsverfahren verzichtet, jedoch sind zur Auswertung der Hauptkomponenten einige Kenntnisse der ebenfalls berechneten statistischen Parameter nötig.

- Varianz  $\sigma^2 = Var(\bar{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$  **Informationsgehalt eines Vektors** [14, S.566]
- Kovarianz  $Cov(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$  **Zusammenhang zweier Vektoren** [14, S.566]
- Korrelation  $Cor(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{Cov(\bar{x}, \bar{y})}{\sqrt{Var(\bar{x})} * \sqrt{Var(\bar{y})}}$  **Normierte Kovarianz** [14, S.299]

- Kovarianzmatrix

Eine Matrix mit den Kovarianzen der Vektoren.

$$Cov(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}) = \begin{pmatrix} Var(\bar{x}) & Cov(\bar{x}, \bar{y}) & Cov(\bar{x}, \bar{z}) \\ Cov(\bar{x}, \bar{y}) & Var(\bar{y}) & Cov(\bar{y}, \bar{z}) \\ Cov(\bar{x}, \bar{z}) & Cov(\bar{y}, \bar{z}) & Var(\bar{z}) \end{pmatrix} \quad [14, S.566]$$

Die Datenmatrix, welche aus den einzelnen Parameterbildern entstanden ist muss nun mittelwertbefreit werden. Anschließend erhält man die Kovarianzmatrix des Datensatzes aus der Beziehung:

$$C = \frac{1}{n} D' D \quad [4, S.276]$$

- Eigenvektoren besitzen Eigenwerte. Diese sind aussagekräftig in Bezug auf den Informationsgehalt der Hauptkomponente.

Die Werte der Diagonalen der Kovarianzmatrix, werden als Eigenwerte bezeichnet und entsprechen den Varianzen der Kanäle. Eigenwerte sind ein Maß für die Varianz, die durch die entsprechenden Hauptkomponenten abgedeckt werden. Hauptkomponenten sind Eigenvektoren sortiert nach ihren Eigenwerten. Es kommt also zur Berechnung der Eigenvektoren und -werte anhand der Kovarianzmatrix. Für die durch einen Eigenvektor gegebene Achse gilt, die Varianz entlang dieser Achse entspricht dem zu diesem Vektor korrespondierenden Eigenwert.

## 2.10. Erstellung des Merkmalsvektors

Ein Merkmal ist eine einfache Charakteristik bzw. Attribut eines Bildpunktes oder einer Bildregion. Merkmale dienen zur Beschreibung von Bildinhalten und dienen als Grundlage für die Einordnung von Bildelementen in Objektklassen (Klassifizierung). [18, S.61 ff]

Um die Merkmale der einzelnen Klassen zu definieren, ist ein Lernprozess nötig. Dies wird auch überwachtes Lernen genannt. Der Benutzer gibt eine Region of Interest (ROI) vor, in dem die Merkmale der Klasse eindeutig bestimmt sind. Es kommt zu einer Parameteradaption durch die Stichprobe oder das Testgebiet.

Es wird eine Datenmatrix erstellt. Jedoch werden keine Parameterbilder verwendet sondern die Hauptkomponentenbilder. Die erstellten Merkmalsvektoren werden für die darauffolgende Klassifikation benötigt. Für jede segmentierte Bildregion wurde ein Merkmalsvektor erstellt.

In den meisten Fällen ist ein einziges Merkmal für die Segmentierung nicht ausreichend. Wenn dies zutrifft, muss jedem Bildpunkt ein Vektor der relevanten Merkmale zugeordnet werden. Eine Szene wird dann als Menge  $S$  von Merkmalsvektoren beschrieben. Das Ziel der Merkmalsextraktion ist die Repräsentation charakteristischer Mustereigenschaften zum Zweck der Unterscheidung von Musterklassen.

## 2.11. Klassifikation

Unter Klassifizierung versteht man eine analoge oder automatisierte Trennung eindeutiger, konkreter zusammenhängender Objekte, anhand der in den Bildern enthaltener Merkmale.

In dieser Arbeit wird zur Segmentierung der Bilder ein Klassifikator verwendet, der pixelorientierte Algorithmen verwendet.

Die Klassifikation basiert im Allgemeinen auf der Tatsache, dass der Datensatz als Punktwolke in einem  $n$ -dimensionalem Raum verteilt ist. Der Klassifikationsalgorithmus muss es nun schaffen alle Punkte in zugehörige Klassen einzuordnen, anhand vorgegebener Kriterien und Grenzen.

In der Praxis arbeitet der Algorithmus jeden Pixel in dem zu segmentierenden Bild ab und ordnet diese einer der zuvor bestimmten Klassen zu. Es wird schließlich das gesamte Bild klassifiziert. Im folgenden Teil soll das Prinzip der Klassifikation, sowie der Aufbau eines Klassifikators veranschaulicht werden.

### 2.11.1. Prinzip der Klassifikation

Damit der Algorithmus die Pixel der zugehörigen Klasse korrekt zuweist, müssen geeignete Trainingsgebiete erstellt werden. Dazu gibt es mehrere Verfahren, die je nach Fragestellung ausgewählt werden müssen.

Bei den zwei wichtigsten Verfahren unterscheidet man zwischen der überwachten Klassifizierung und der unüberwachten Klassifizierung.

Bei der unüberwachten Klassifikation und damit auch dem unüberwachten Lernen müssen Klassen über „natürliche Gruppen“ gefunden werden (Clustering). Es liegen also keine Trainingsgebiete vor. Punkte mit ähnlichen Grauwerten werden zu einer Gruppe zusammengefasst. Die Anzahl der Gruppen entspricht der vorher definierten Anzahl durch den Benutzer.

Bei der überwachten Klassifizierung liegen Trainingsgebiete vor und es wird überwachtes Lernen angewendet. Siehe Abbildung 16. Man geht von Zielobjektklassen aus und bestimmt, durch Vorgabe der Trainingsgebiete, die typischen Merkmalsausprägungen der einzelnen Klassen. Zu jedem Trainingsbeispiel ist die Klassenzugehörigkeit bekannt. Durch den Benutzer wird die Bildung der Klassen vorgenommen. Er lässt damit sein Wissen in den Klassifizierungsalgorithmus einfließen, denn die von ihm gewählten Trainingsgebiete stellen eine Referenz für die jeweiligen Objektklassen dar.

Bei der in dieser Arbeit verwendeten überwachten Klassifizierung liegen uns also Trainingsgebiete vor und die Klasseneinteilung ist dadurch bekannt.

Die Aufgabe der Klassifikationsalgorithmen ist es also, als Punktwolken im Merkmalsraum ausgebildete Klassen gegeneinander abzugrenzen und entsprechend einem vorgegebenen Trainingsdatensatz in Klassen einzuteilen. Die Entscheidungen basieren auf den vorher ermittelten Merkmalen.

Über die Auswahl der Trainingsgebiete wird näher eingegangen in Kapitel 4.4.1 Auswahl der Trainingsgebiete.

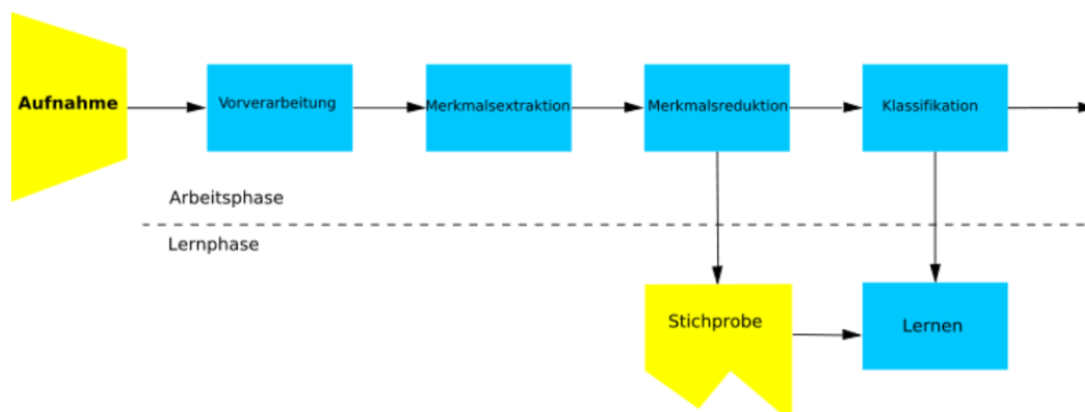


Abbildung 16: Erstellung eines Klassifikators

### 2.11.2. Erstellung des Klassifikators

Bildelemente die zu einer bestimmten Elementklasse angehören erzeugen im Merkmalsraum eine charakteristische Population. (Cluster)

Diese Häufung wird als Charakteristik der Klasse genutzt, um in der Klassifikation die Pixel gleicher Charakteristik derselben Klasse zuzuordnen. Es wird die statistische Verteilung errechnet, deren Schwerpunkt und Standardabweichung zur Klassengrenzenbildung genutzt wird. Die Oberfläche der Klassenbegrenzung bildet eine Entscheidungsgrenze im Merkmalsraum. Sie umschließt den Entscheidungsraum. Der Klassifikationsalgorithmus findet die Position eines Pixels im Merkmalsraum. Fällt die Position in den Entscheidungsraum, wird es der Klasse zugeordnet. Es wurde für alle Klassifikationen Maximum likelihood gewählt. Durch statistische und geometrische Verfahren können diese Cluster erkannt, abgegrenzt und beschrieben werden. [9 und 19]

Es gibt viele verschiedene Klassifikatortypen, die je nach Anwendungsfall unterschiedliche Ergebnisse bringen. In Handels [4, S.201 - 212] sind die Unterschiede der einzelnen Verfahren genau beschrieben.



### 3. Ergebnisse

Im Rahmen dieser Arbeit sollte ein Verfahren entwickelt werden, dass es ermöglicht endoprothetische Schichtbilder automatisch zu segmentieren. Für eine erfolgreiche Klassifikation ist eine große Zahl an Merkmalen und Parameter notwendig um die Gebiete voneinander abzugrenzen.

In diesem Teil der Arbeit soll verdeutlicht werden, welche Ergebnisse mit den vorgestellten Methoden und Materialien erreicht werden können und durch welche Faktoren diese Ergebnisse maßgeblich beeinflusst wurden.

#### 3.1. Versuchsdurchführung

Zunächst kommt es zur Durchführung des Bildakquisitionsversuchs, der beweisen soll, dass eine Optimierung nicht weiter möglich ist.

##### 3.1.1. Versuch 1

Die Durchführung des Versuchs beläuft sich auf eine gewisse Voreinstellung der Kamera und anschließender Fotografie der Originalpräparate unter sichtbarem Licht, bei Erhöhung der Verschlusszeiten. Danach kommt es zu der gleichen Fotoserie unter UV-Licht. (Versuchsaufbau Abbildung 17)

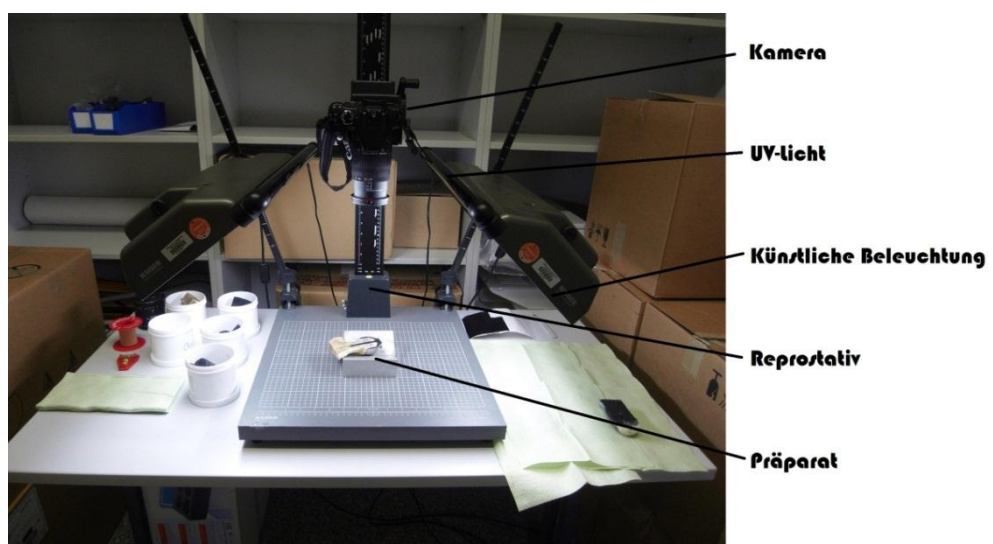


Abbildung 17: Versuch 1 Versuchsaufbau

Im zweiten Teil des Versuchs werden schließlich die Karbonschaumdummies unter denselben Bedingungen fotografiert, bei jeweils steigender Verschlusszeit.



Als Voreinstellung der Kamera wird eine Höhe von 67.5 cm im Reprorativ gewählt. Die sichtbare Belichtung muss so nah wie möglich von beiden Seiten an das Präparat heran gerückt, um eine optimale Ausleuchtung zu erreichen. Durch die Beleuchtung von beiden Seiten wird der Schattenwurf auf dem Präparat minimiert. Dies gilt sowohl für das VIS, als auch für die UV-Belichtung.

Der ISO-Wert der Kamera liegt bei 200. Der Weißabgleich wird von der Kamera automatisch vorgenommen und es wird zu Beginn des Versuchs die automatische Fokussierung zum Scharfstellen verwendet. Während des gesamten Versuchs muss die Schärfe kontrolliert und gegeben falls manuell nachjustiert werden.

Da sich die fettfreien und leicht fettigen sehr stark ähnlich sind, werden zu diesem Test nur fettfreie und stark fettige Dummies verwendet. Die Ausrichtung links oder rechts beschreibt in welche Richtung die Prothese zeigt, oder im Fall der Karbonschaumdummies , in welche Richtung der Knochenzement zeigt.

Bei dem Versuch unter VIS wurden folgende Werte verwendet:

Sichtbares Licht	Verschlusszeiten (in Sekunden)					
Präparat	Original links	Original rechts	Dummy fettig links	Dummy fettig rechts	Dummy fettfrei links	Dummy fettfrei rechts
	1/125	1/125	1/25	1/25	1/25	1/25
	1/200	1/200	1/100	1/100	1/100	1/100
	1/250	1/250	1/200	1/200	1/200	1/200

Tabelle 1: Verschlusszeiten bei VIS

Bei dem Versuch unter UV-Belichtung wurden folgende Werte verwendet:

UV-Licht	Verschlusszeiten (in Sekunden)					
Präparat	Original links	Original rechts	Dummy fettig links	Dummy fettig rechts	Dummy fettfrei links	Dummy fettfrei rechts
	1	2	4	4	4	4
	1.5	3.2	6	6	6	6
	3.2	5	8	8	8	8
	4	8	-	-	-	-

Tabelle 2: Verschlusszeiten bei UV-Licht

### 3.1.2. Resultate des ersten Versuchs

#### 3.1.2.1. Bilder unter VIS

**Bilder unter VIS: Originalpräparat links.** Die Verschlusszeiten (in Sekunden) sind jeweils über den einzelnen Bildern, in der grauen Kopfzeile, angegeben.

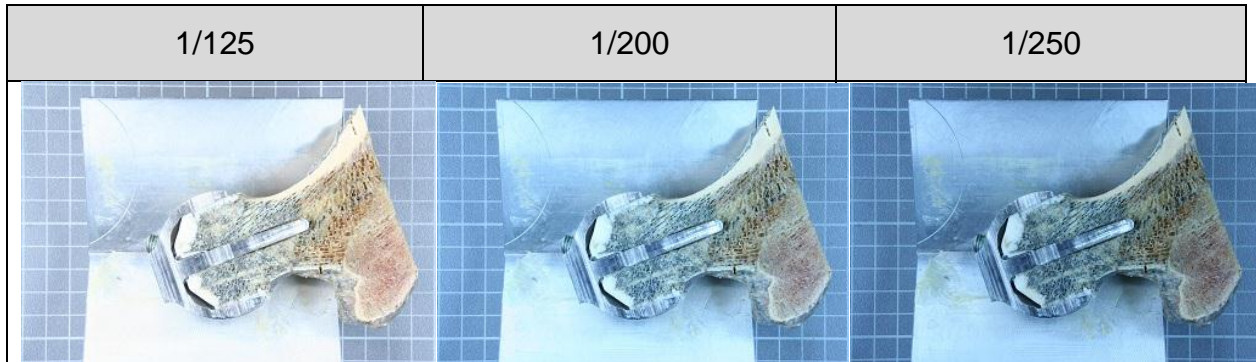


Tabelle 3: Versuch 1 Originalpräparat links unter VIS

**Bilder unter VIS: Dummy fettig links.** Die Verschlusszeiten (in Sekunden) sind jeweils über den einzelnen Bildern, in der grauen Kopfzeile, angegeben.

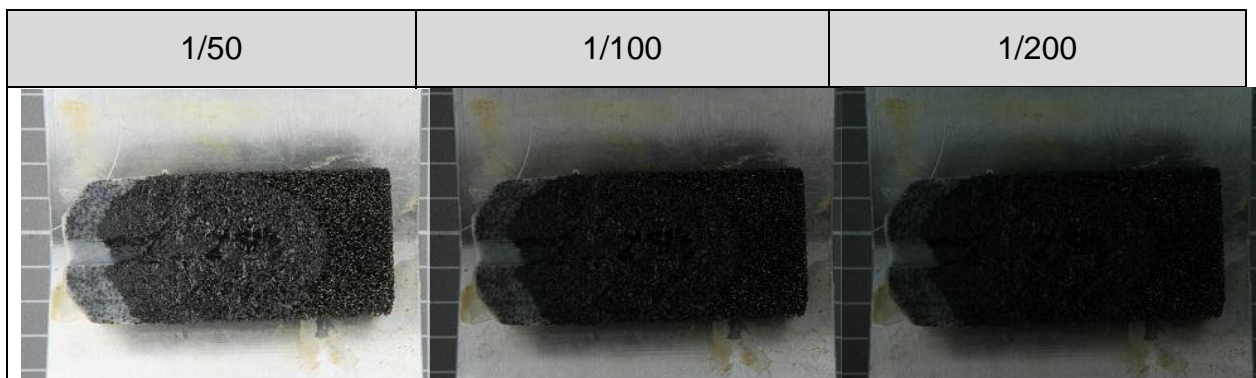


Tabelle 5: Versuch 1 Dummy fettig links unter VIS

#### 3.1.2.2. Auswertung der VIS-Bilder

In Bildern wird nur eine Seite des Präparats gezeigt, da die zweite Seite, die gleichen Ergebnisse liefert.

Bei der Bildakquisition wird auf die bestmögliche Aufnahme geachtet, um einen Informationsmaximum zu gewährleisten. Deshalb treten in den gegebenen Bildern kaum Bildartefakte oder Irritationen durch nonuniform illuminierte Bilder auf.

### 3.1.2.3. Bilder unter UV-Licht

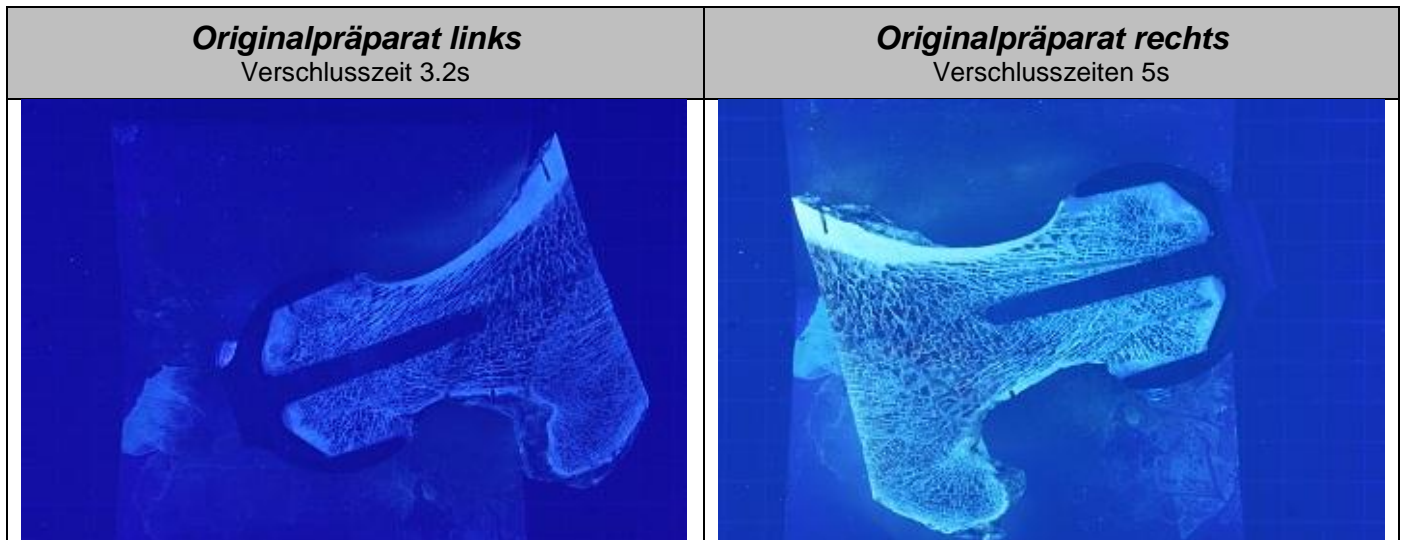


Tabelle 6: Versuch 1 Originalbilder links und rechts unter UV-Licht

**Dummy fettfrei rechts** : Die Verschlusszeiten (in Sekunden) sind jeweils über den einzelnen Bildern, in der grauen Kopfzeile, angegeben.

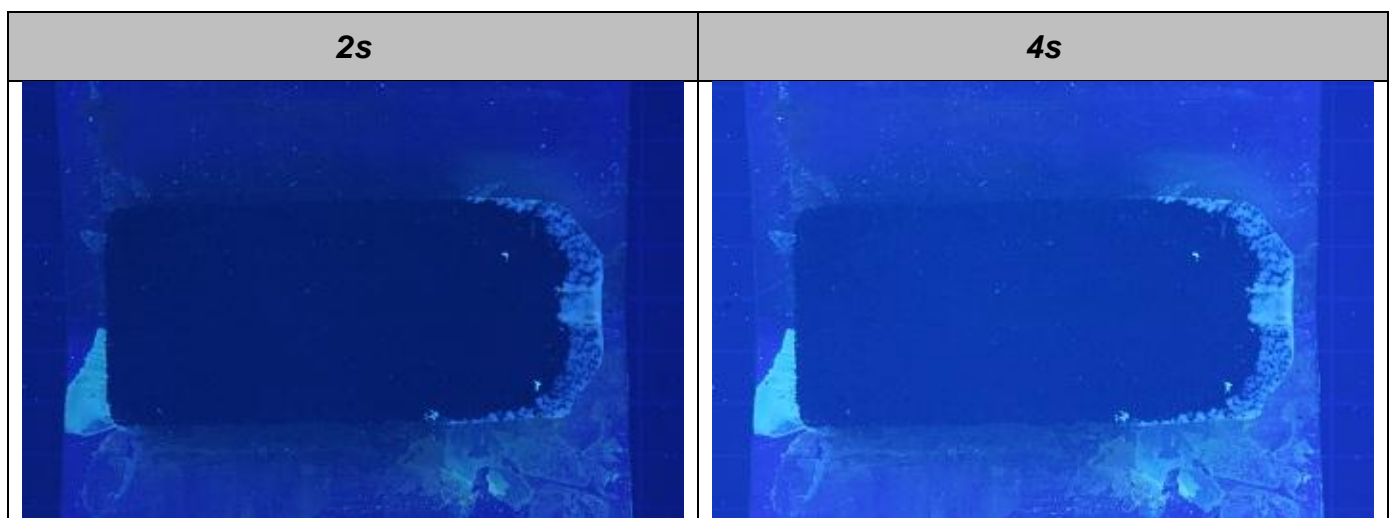


Tabelle 7: Versuch 1 Dummy fettfrei rechts unter UV-Licht

### 3.1.2.4. Auswertung der UV-Bilder:

Die UV- Bilder zeigen dass auch im UV-Bereich keine Optimierung der Aufnahmen möglich ist. Es ist bereits das Maximum an Informationen vorhanden.

### 3.1.3. Versuch 2

Bei diesem Versuch soll verdeutlicht werden inwiefern infrarotes Licht einen anderen Informationsgehalt des Bildes darstellen kann. Es ist nötig das Präparat mit einer Lichtquelle zu bestrahlen, die eine Ausstrahlung von Licht im IR-Bereich gewährleistet. Das war auch eins der Probleme bei dem durchgeführten Versuch.

Auf Grund der verwendeten Beleuchtung aus Versuch 1, welche kaum bis gar kein IR-Licht ausstrahlen, müssen die Verhältnisse an den 2. Versuch angepasst werden. Durch einen großen Strahler sowie eine Schreibtischlampe die noch IR-Licht ausstrahlen, kann der Versuch realisiert werden. Bei Lampen die eine höhere IR-Ausstrahlung aufweisen fällt sofort auf, dass auch mehr Wärme produziert wird.

Leider ist keine optimale Minimierung des Schattenwurfs möglich, auf Grund unterschiedlich platzierter Lampen, sowie variierender Helligkeiten.

Bei dem verwendeten IR-Filter handelt es sich um einen Hoya R72, der Licht ab einer Wellenlänge von 720nm durchdringen lässt.

Bei dem Versuch unter IR-Belichtung wurde hauptsächlich ein Originalpräparat und folgende Verschlusszeiten verwendet:

#### 3.1.3.1. Resultate des zweiten Versuchs:

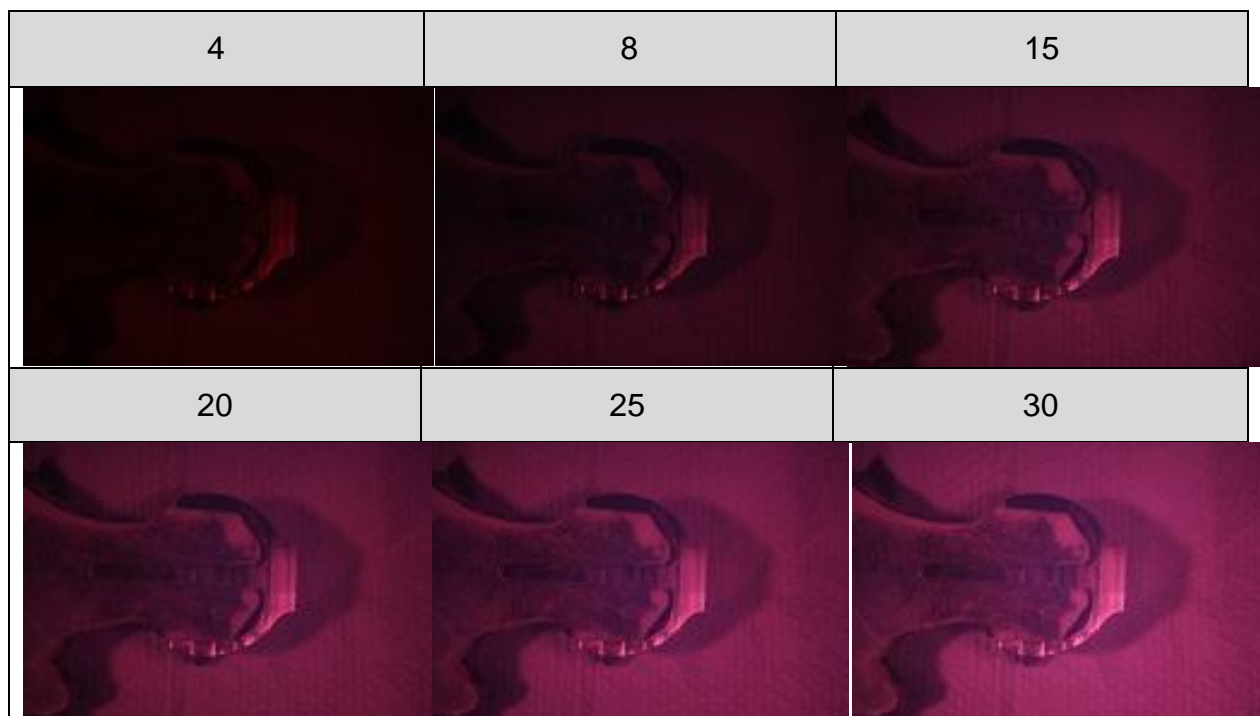


Tabelle 8: IR-Beispielbilder mit Verschlusszeiten

### 3.1.4. Auswertung und Beobachtungen

Versuche die Einschlüsse zu entfernen waren ergebnislos und insgesamt lassen die Ergebnisse darauf schließen, dass die Bilder bereits unter den bestmöglichen Verfahren akquiriert wurden.

Bei der Auswertung der IR-Bilder wird schnell deutlich, dass die Bilder zu Dunkel sind um sinnvolle Ergebnisse zu erhalten. Nur ab einer sehr hohen Verschlusszeit sind zufriedenstellende Ergebnisse zu erreichen. Jedoch ist ein hoher Kontrast auf den Bildern zu erkennen. Der Zement strahlt deutlich entgegen. Deshalb sollte ein weiterer Versuch zur Bildakquisition mit IR-Strahlung durchgeführt werden, unter konstanten Bedingungen, mit konstanter Position, um zu testen ob man bessere Ergebnisse erhält.

Der Einsatz von IR-Belichtung rentiert sich nur, wenn spezielle IR-Strahler verwendet werden und die Lagestabilität gewährleistet ist. Denn es muss sichergestellt werden dass die Bilder korrekt aufeinander abgebildet werden können.

Durch Erhöhung des ISO-Wertes kann das Bild heller gemacht werden, jedoch treten damit auch Unschärfen auf. Bis zu einem ISO-Wert von 200 sind noch gute Ergebnisse bezüglich der Schärfe erreichbar, jedoch sind die Bilder ebenfalls erst ab einer Verschlusszeit von 20s zufriedenstellend ausgeleuchtet.

### 3.2. Erstellung einer geeigneten Datenmatrix

Die Erstellung einer geeigneten Datenmatrix ist von besonderer Bedeutung für die anschließende HKA. Es sollte eine Datenmatrix erstellt werden die möglichst viele verschiedene Parameter zur Beschreibung der einzelnen Regionen beinhaltet, jedoch auch so wenig wie möglich redundante und fehlerhafte Daten. Die Erstellung der Datenmatrix erfolgt in dieser Arbeit zunächst manuell. Es wird also eine Auswahl der geeigneten Bilder für die Datenmatrix getroffen, zwischen Bildern, die in unterschiedliche Farbräume konvertiert wurden und Bildern, die die in Abschnitt 3.2.1 angewandte Filter, aufgezählten Filter durchlaufen haben.

Redundante Daten werden zwar anschließend von der HKA gefiltert und somit entfernt, jedoch vermindert eine optimierte Auswahl der verwendeten Bilder für die Datenmatrix, die spätere Rechenzeit. Zu einem späteren Zeitpunkt soll die Erstellung der Datenmatrix, aufbauend auf diesen Untersuchungen, völlig automatisch ablaufen. Die Ergebnisse von VIS und UV-belichteten Bildern müssen unabhängig voneinander betrachtet werden, da die Bilder nicht aufeinander abzubilden sind.

Bei der Auswahl der geeigneten Bilder muss drauf geachtet werden, dass die zu segmentierenden Bereiche eindeutig durch einen bestimmten Parameter wie Farbe, Kontrast, Kanten, Reflexionen oder sonstige Auffälligkeiten zu erkennen sind. Auf manchen Bildern wird auch deutlich, dass durch den gerade betrachteten Parameter das Bild zum Beispiel den Zement in tieferen Regionen durchscheinen lässt. In einer Region, in der man durch das eigentliche Hinsehen nichts erkannt hat und ohne die gewisse Erfahrung wohl falsch Segmentieren würde.

Auf den folgenden Seiten werden nun zwei Tabellen die Beurteilung und schließlich auch Auswahl der geeigneten Bilder aus Farbraumkonvertierung und Filteranwendung, bewusst machen. In den Tabellen selber sind sämtliche Parameter genannt, die durch die Konvertierung eines Bildes aus dem RGB-Farbraum in einen der in Abschnitt 2.3 genannten Farbräume erreicht werden. Die zweite Tabelle beinhaltet Parameter, die durch die beschriebene Filterung erreicht werden. Außer der ID jeder einzelnen Variable, in der ersten Spalte, einer kurzen Beschreibung der Variable in der vierten Spalte, ist auch eine Bewertung der einzelnen Bilder in Bezug auf den Nutzen für die spätere HKA zu finden.

Im Folgenden soll nun näher auf die Ergebnisse der verwendeten Filter eingegangen werden. Sämtliche Ergebnisse stehen bei dieser dargestellten Tabelle für Daten aus einem Versuch, der jedoch 20-mal an ähnlichen Präparaten durchgeführt wurde um sicherzustellen, dass die Ergebnisse verifiziert sind. Bei den gezeigten Ergebnissen handelt es sich um einen Durchschnittswert. Die Bewertung der Bilder ist in der dritten und vierten Spalte nochmals unterteilt in VIS-Bilder und UV-Bilder.



### 3.2.1. Analyse der angewendeten Filter

Manche Bilder sind besonders vorteilhaft für die spätere Datenanalyse und manche Schaden dieser eher. Vor allem bei der Komprimierung der Daten, können falsch markierte Flächen, die als zusammengehörig angesehen werden, obwohl sie es nicht sind, die späteren Hauptkomponenten verfälschen. Aus diesem Grund ist eine manuelle Auswertung der Variablen unerlässlich.

Das Bewertungssystem zur Beurteilung der einzelnen Bilder und ihrer Eignung für die Datenmatrix ist wie folgt aufgebaut. Notwendig sind Bilder, die sich für die Matrix eignen und sichtbare Parameter aufweisen, die hilfreich sind, einen Gewinn an Informationen, zur Charakterisierung der gewünschten Regionen, zu sichern.

Im Folgenden soll die Beurteilung der Parameterbilder beispielhaft erklärt werden, an einem Originalpräparat des Tibia-Datensatzes, der in Abschnitt 2.10 Erläuterung des Tibia-Datensatzes beschrieben wird.

In Abbildung 18 ist das Originalbild zu sehen, welches durch einen Image-Crop-Befehl zu einem ROI-basierten Ausschnitt zu Recht geschnitten wurde.

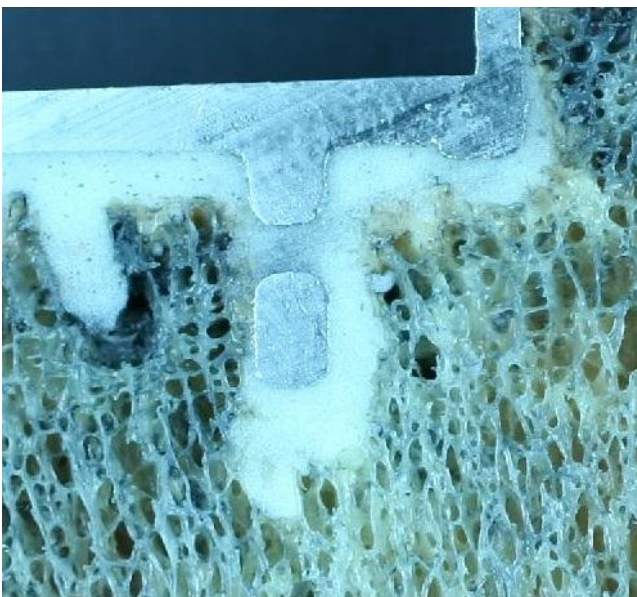


Abbildung 18: ROI des Originalbildes

Das Bild wurde ausgewählt da es stellvertretend für den größten Teil des Tibia-Datensatzes steht. Es sind nämlich sehr vorteilhafte Regionen, die einfach zu charakterisieren sind, zu erkennen, genauso wie verschlechternde Faktoren. Rechts oben wie im linken Bereich des Bildes sind starke Metalleinschlüsse wahrzunehmen. Störenden Einfluss haben auch die leichten Reflexionen der Prothese, sowie stark homogene Bereiche im Zentrum des Bildes.

In dem ROI-Ausschnitt wurde nicht der komplett zu segmentierende Bereich des Knochenzements dargestellt, da dieser nur als beispielhafte Darstellung dienen soll. Das Bild wurde anschließend gefiltert und erneut dargestellt. Die Auswertungen der folgenden Seiten beruhen auf diesen Darstellungen. Beispielhaft werden ein paar Auszüge aller Filter gezeigt. Insgesamt korrelieren jedoch meist zwei, der drei Kanäle stark, weshalb die Wahl zwei Kanäle darzustellen, völlig gerechtfertigt ist.



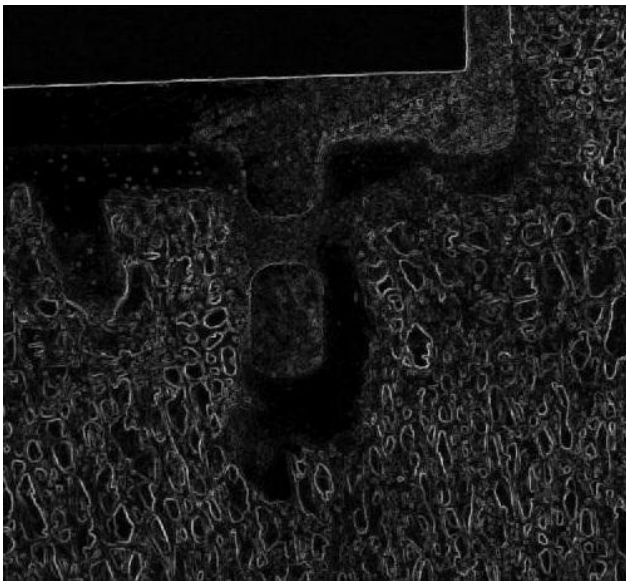
**Varianzfilter:**

Abbildung 19: Varianz Blaukanal



Abbildung 20: Varianz Rotkanal

Die Trennung der homogenen Parameter gelingt durch den Varianzfilter sehr gut. Der Zement, sowie die Prothese sind sehr gut zu erkennen und trennbar. Nachteilhaft sind die sichtbaren Einschlüsse im Zement, die im Rotkanal (Abbildung 20) des Varianzbildes zu erkennen sind. Ebenfalls schlecht für die späteren Klassifikationsergebnisse sind die zuvor bereits erwähnten Reflexionen des Lichtes auf der Prothese. (Abbildung 19 und 21)

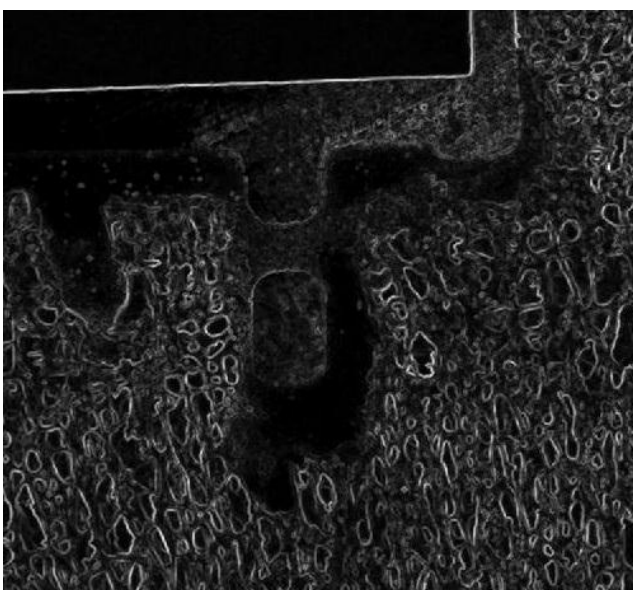
**Standardabweichungsfiler: (Intensitätsbild)**

Abbildung 21: Standardabweichung Blaukanal

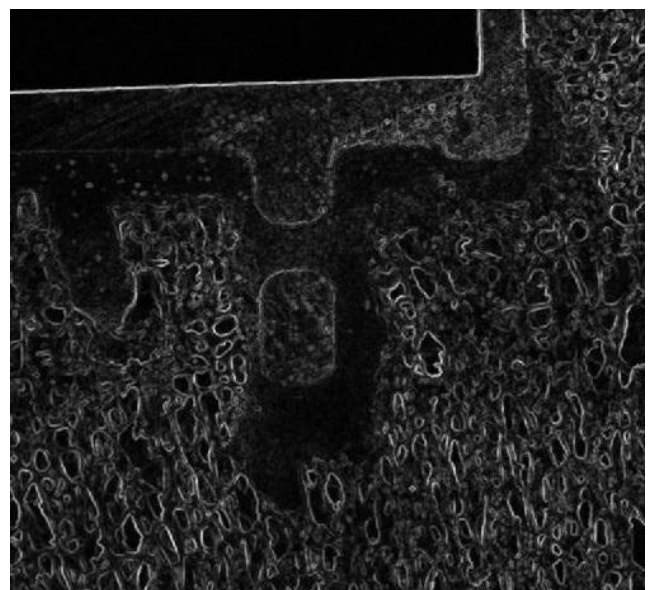


Abbildung 22: Standardabweichung Gruenkanal

In Abbildung 21 ist ebenfalls die Verschlechterung durch die Reflexion des Lichtes auf der Prothese zu erkennen. Der Blaukanal stellt dies in den Bildern für Varianz- und Standardabweichungsfilter besonders gut dar. Denn hier sieht man deutlich, dass Teile der Prothese den Grauwert haben wie Teile der Knochenzements. Außerdem ist keine klare Trennung mehr möglich zwischen Knochen und Prothese. Dieser Effekt wird in Abbildung 23 noch deutlicher. Aus diesem Grund besitzen diese und auch ähnliche Bilder einen geringeren Nutzen für die Klassifikation und müssen aussortiert werden.

#### Medianfilter:

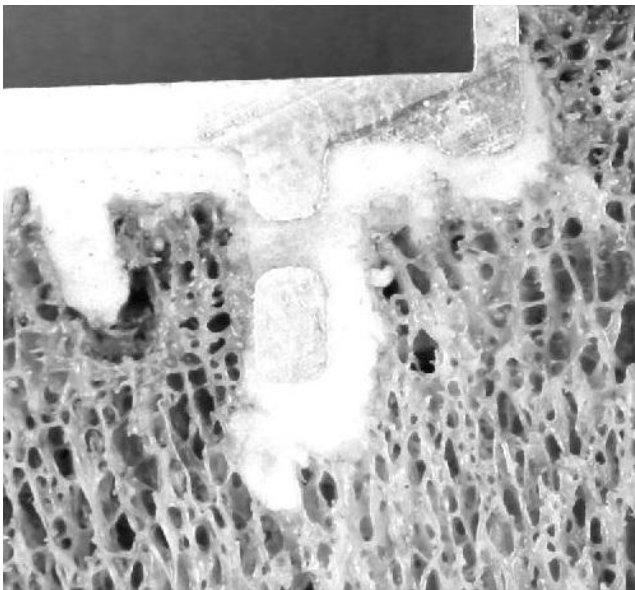


Abbildung 23: Medianfilter Blaukanal

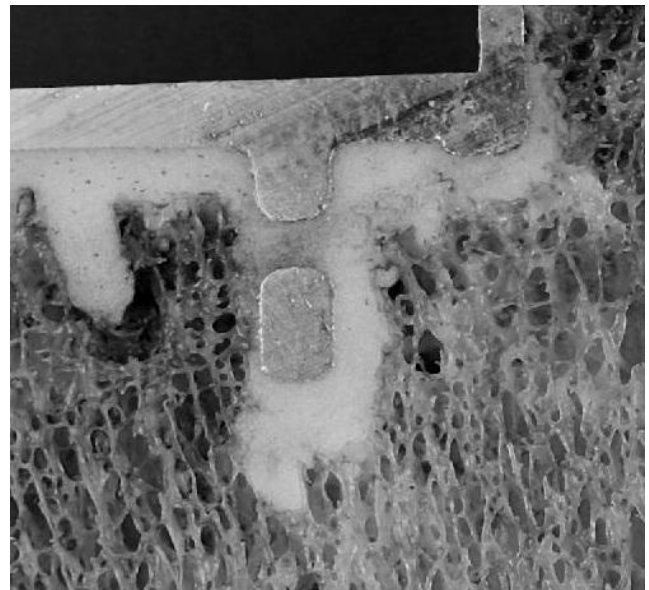


Abbildung 24: Medianfilter Rotkanal

Abbildung 24 zeigt, dass der Medianfilter im Rotkanal eine eindeutige Abgrenzung von Knochenzement, Prothese und Knochenstruktur erlaubt. Jedoch führt wie in Abbildung 23 zu sehen ist, der Blaukanal zu einer Verschlechterung.

#### Entropiefilter: (Intensitätsbild)

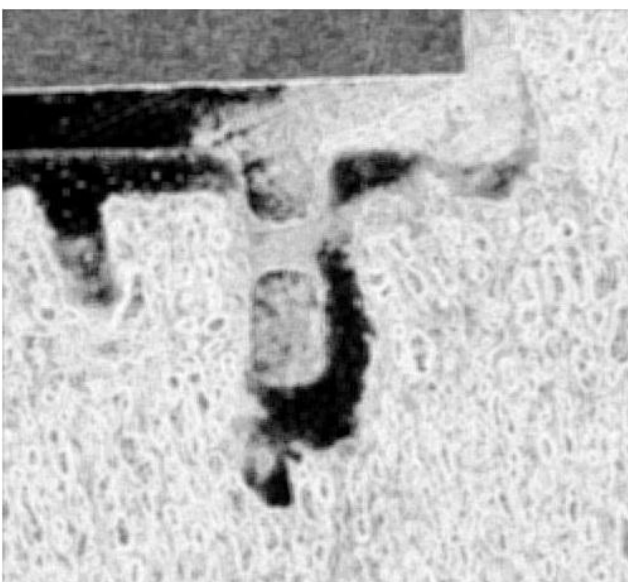


Abbildung 25: Entropiefilter Blaukanal

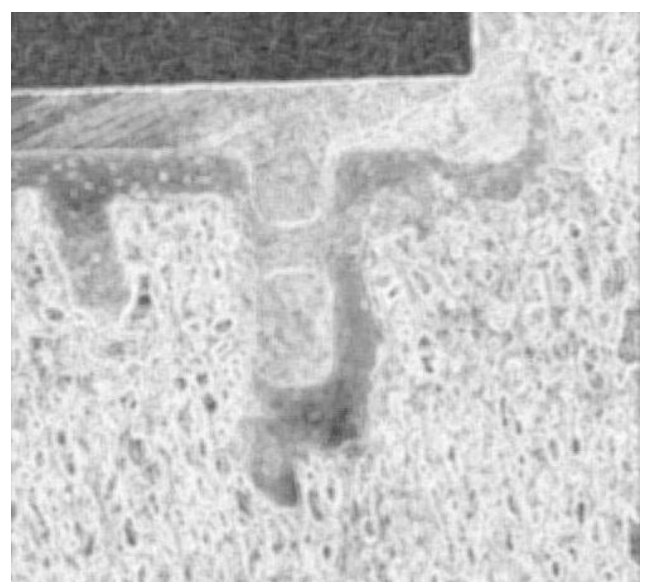


Abbildung 26: Entropiefilter Gruenkanal

Der Entropiefilter bringt nur schlechte Ergebnisse in Bezug auf den Nutzen für eine spätere Klassifikation. Es sind erstens sehr große Unschärfen zu erkennen, zum Beispiel bei der genauen Betrachtung der Prothesenkanten (Abbildung 26). Außerdem sind die Knochenstrukturen nicht eindeutig charakterisiert. In Abbildung 25 wird klar, dass die schwarze Fläche auf der Prothese, mit derselben Farbe wie ein Abschnitt des Knochenzements, zu späteren Fehlklassifizierungen führen kann.

### Zusätzliche Informationen

Wichtig ist es zu erwähnen, dass dies nur ein Auszug der geführten Untersuchung war. Und auch die nachfolgenden Tabellen nur eine beispielhafte Darstellung der Ergebnisse erlauben.

Das Intensitätsbild ist wie bereits erwähnt kein eigener Filter sondern ermöglicht nur eine Darstellung der Werte des Entropie- und Standardabweichungsfilters.

Die Ergebnisse der angewendeten Filter können kaum dargestellt werden oder haben nur einen geringen Informationsgehalt. Ohne die Bilder in ein Intensitätsbild umzurechnen, sähen Bilder für Standardabweichung und Entropie, bezogen auf das verwendete Original aus Abbildung 18, wie folgt aus:



Abbildung 27: Entropie ohne Intensitätsbild



Abbildung 28: Standardabweichung ohne Intensitätsbild

Sämtliche Untersuchungen wurden hier nur stellvertretend für den VIS-Bereich der Bilder durchgeführt. Da die Bilder nicht registriert sind mit den UV-Bildern muss für VIS-Bilder, sowie UV-Bilder eine jeweils angepasste Datenmatrix erstellt werden.

Die Untersuchungen laufen im Bereich der Filter komplett simultan ab. Die Ergebnisse können in der UV-Bilder-Spalte von Tabelle 9 eingesehen werden.

### 3.2.1.1. Analyse der angewendeten Filter (tabellarisch)

Variablen ID	VIS-Bilder	UV-Bilder	Erklärung
range			Varianz
rangeR	3	3	Var. / Rotkanal
rangeG	3	3	Var./Grünkanal
rangeB	3	3	Var./ Blaukanal
std			Standardabw.
stdR	0	0	Std. / Rotkanal
stdG	0	0	Std./Grünkanal
stdB	0	1	Std./ Blaukanal
Med_image			Medianfilter
Med_filter_R	2	2	Med./ Rotkanal
Med_filter_G	1	1	Med./Grünkanal
Med_filter_B	0	0	Med./ Blaukanal
entropy			Entropyfilter
entropyR	0	0	ent. / Rotkanal
entropyG	0	0	ent. / Grünkanal
entropyB	0	1	ent. / Blaukanal
Intensitätsbild entropy			
intenseEntrR	1	1	int. / Rotkanal
intenseEntrG	1	1	int. / Grünkanal
intenseEntrB	2	2	int. / Blaukanal
Intensitätsbild std			
intenseStdR	3	1	int. / Rotkanal
intenseStdG	2	1	int. / Grünkanal
intenseStdB	2	2	int. / Blaukanal

Tabelle 9: Variablenübersicht der angewendeten Filter



### 3.2.2. Analyse der Farbraumkonvertierung

#### RGB-Farbraum

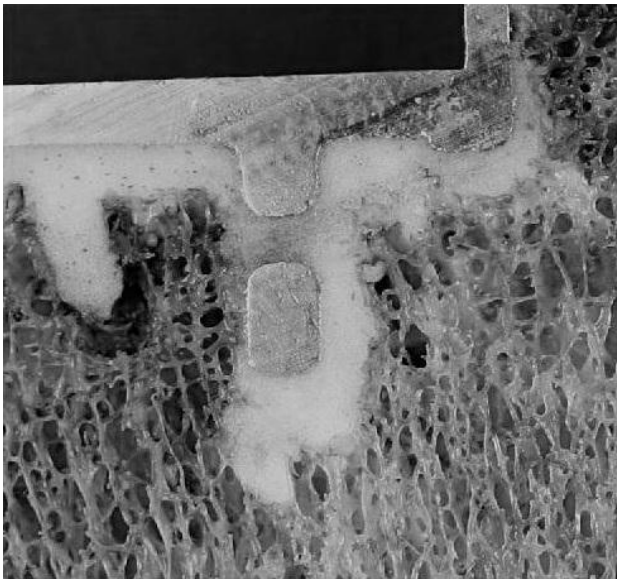


Abbildung 29: RGB Blaukanal

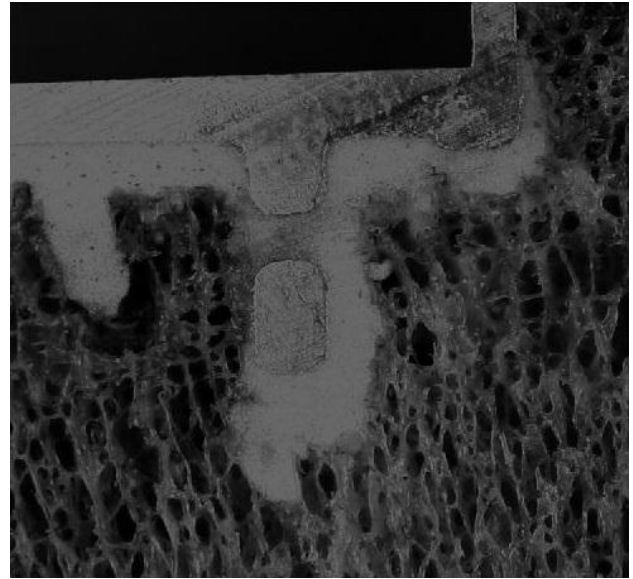


Abbildung 30: RGB Rotkanal

Wie bereits in Abschnitt 2.3 Farbräume beschrieben, ist in Abbildung 29 und 30 zu erkennen, dass die RGB-Kanäle ebenfalls stark korrelieren. Die drei Kanäle beinhalten sehr wichtige Informationen über den Aufbau des Bildes und ermöglichen eine gute Charakterisierung der Bildregionen. Deshalb sind Rot-, Grün- und Blaukanal definitiv in der späteren Datenmatrix enthalten. Im Blaukanal in Abbildung 29 ist auch wieder die leichte Tendenz der Reflexion auf der Prothese zu erkennen.

#### HSV-Farbraum

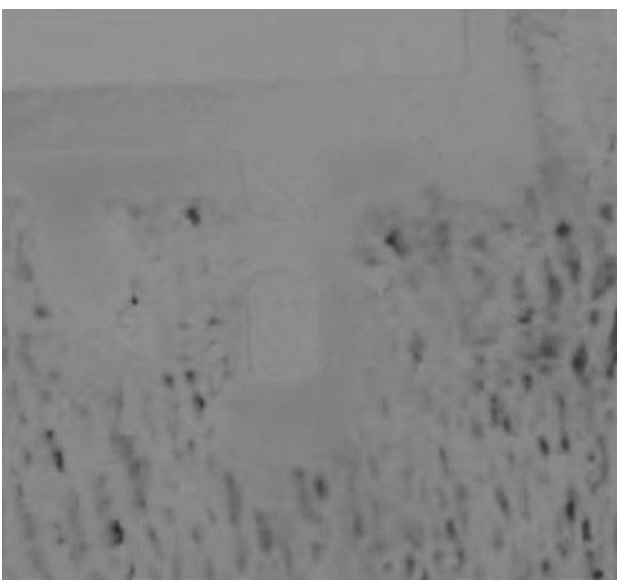


Abbildung 31: H-Kanal Farbton



Abbildung 32: S-Kanal Sättigung

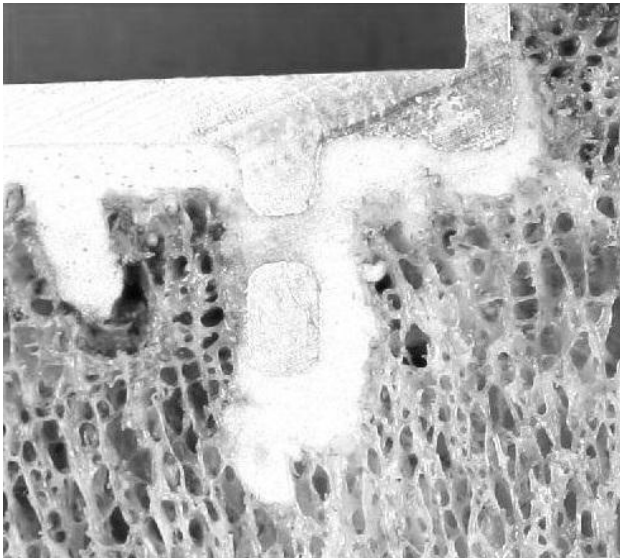


Abbildung 33: H-Kanal Ausprägungswert

In den oberhalb dargestellten Abbildungen sind die 3 Kanäle des HSV-Farbraums dargestellt. Hier wird deutlich, dass eine manuelle Auswertung der Bilder von großer Bedeutung ist. Denn für die spätere Datenmatrix kommen nur Abbildung 32 und Abbildung 33 in Frage. Und selbst Abbildung 33 nur unter Vorbehalt.

In Abbildung 31 ist gleich zu sehen, dass die Informationen der Farbtöne zu gering sind und deshalb aussortiert werden. Der Sättigungswert schafft eine gute Charakterisierung und zum Ausprägungswert ist nur hinzuzufügen,

dass durch die Reflexion die auf die Prothese auftrifft eine Trennung von Knochenzement und Prothese an dieser Stelle erschweren wird. Der Kanal der die Sättigung beinhaltet schafft eine gute Beschreibung des Zements.

### HSI-Farbraum



Abbildung 34: H-Kanal Farbton

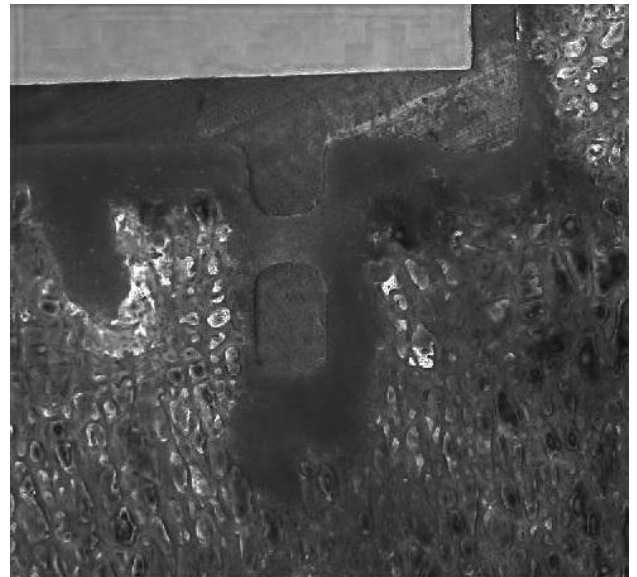


Abbildung 35: S-Kanal Sättigung

Die Abbildungen 34 wird deutlich, dass der H-Kanal des HSI-Farbraums noch weniger Informationen beinhaltet als der H-Kanal des HSV-Farbraums. Dieser wird deshalb in beiden Fällen verworfen.

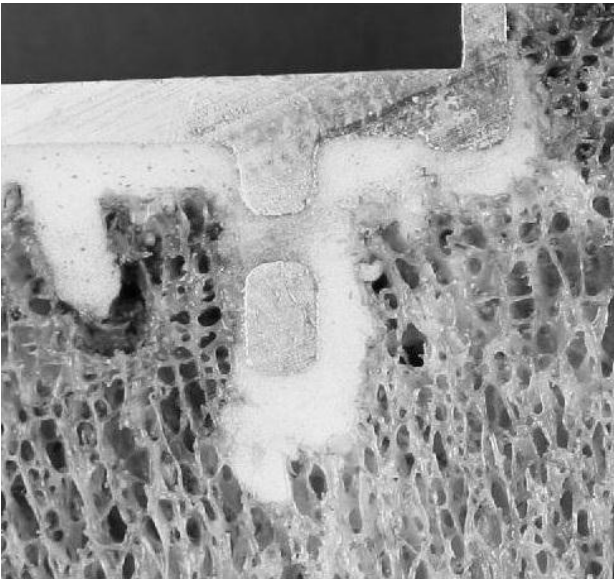


Abbildung 36: I-Kanal Intensitätswerte

Die Kanäle S und I sind gut geeignet und werden in die Datenmatrix aufgenommen.

### LAB-Farbraum

Der LABL-Kanal (Abbildung 37) des LAB Farbraums ist der einzige, welcher aus diesem von Nutzen für die Datenmatrix ist. Er beinhaltet nämlich als einziger Informationen über den Grauwert des Bildes, welche aber durch die Grauwertinformationen in den RGB-Kanälen bereits ausreichend dargestellt sind. Deshalb ist eine Nutzung des LAB-Farbraums in dieser Arbeit nicht von Vorteil und

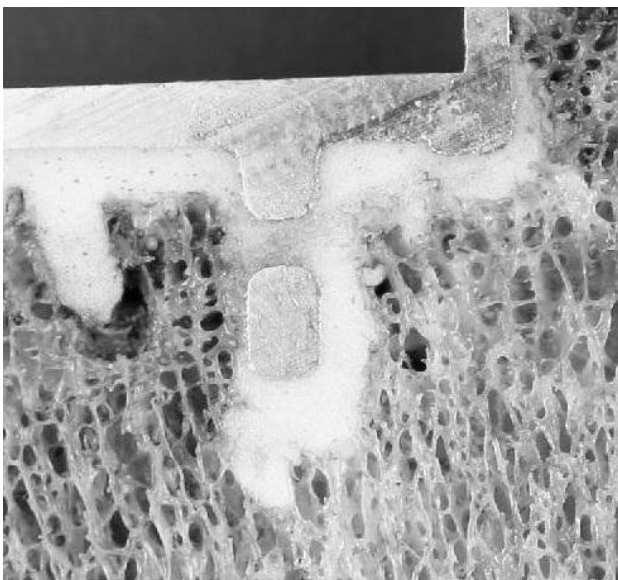


Abbildung 37: LABL-Kanal Helligkeit

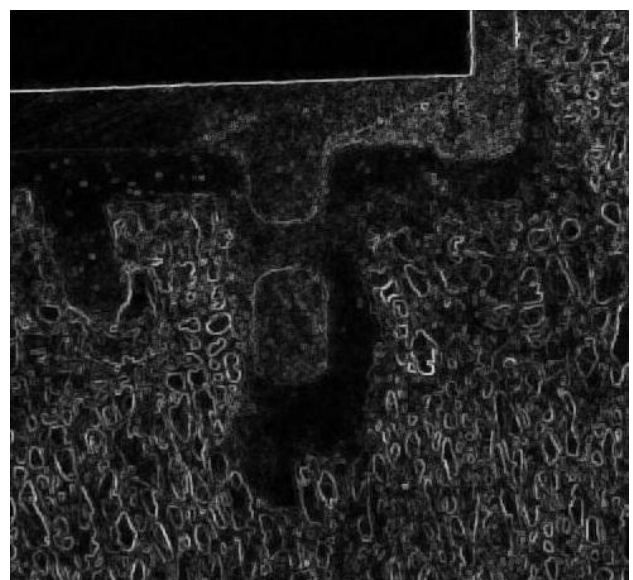


Abbildung 38: LABL-Kanal Helligkeit (Intensitätsbild)

wird deshalb gestrichen.

Deshalb ist der einzige Informationsgewinn durch die Erstellung eines Intensitätsbild (Abbildung 38) und Aufnahme dieser in die Datenmatrix zu erreichen.



## CMYK-Farbraum

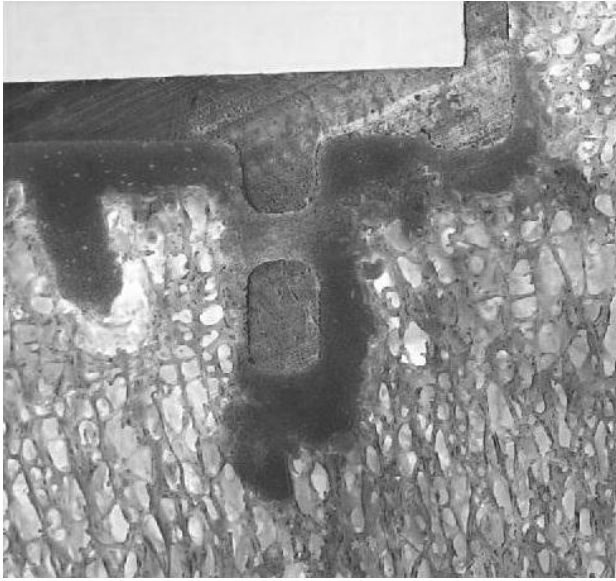


Abbildung 39: Cyan-Kanal

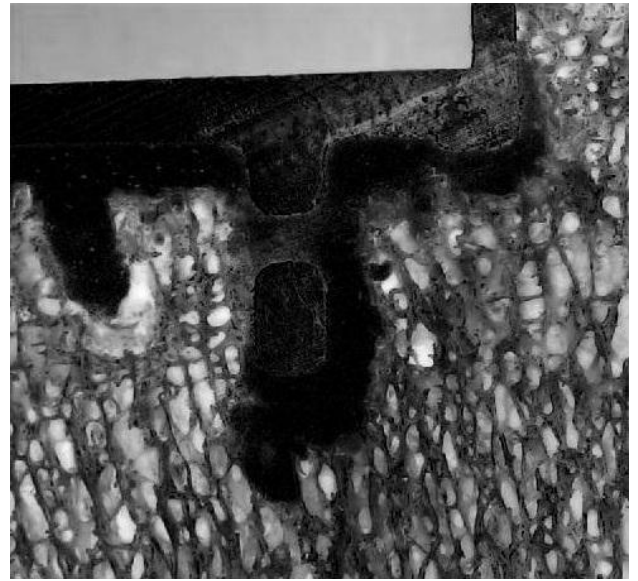


Abbildung 40: Yellow-Kanal

Der CMYK-Farbraum eignet sich sehr gut für die Charakterisierung der Bildregionen. Der Cyan-Kanal (Abbildung 39) schafft eine sehr gute Abgrenzung des Knochenzements und auch der Prothese. Der Yellow-Kanal (Abbildung 40) stellt die Knochenstruktur sehr deutlich dar.

Sämtliche dargestellte Untersuchungen und die verbundenen Ergebnisse beziehen sich auch bei der Untersuchung der Farbräume nur auf den VIS-Bereich. Alle Untersuchungen können erneut simultan zu den genannten Versuchen durchgeführt werden. Die Ergebnisse können Tabelle 10: Variablenübersicht der Farbraumkonvertierung verglichen werden.

Für den UV-Bereich und den VIS-Bereich der zu untersuchenden Bilder im Datensatz muss eine eigener Datenmatrix für die anschließende HKA erstellt werden, da die Bilder nicht registrierbar sind.

### 3.2.2.1. Analyse der Farbraumkonvertierung (tabellarisch)

Variablen ID	VIS-Bilder	UV-Bilder	Erklärung
rgb			RGB-Farbraum
rgbR	2	3	Rotkanal
rgbG	2	2	Grünkanal
rgbB	2	0	Blaukanal
gray	2	3	GrayScaleImage
hsv			HSV-Farbraum
hsvH	0	0	Farbton
hsvS	3	3	Sättigung
hsvV	1	0	Ausprägungswert
hsi			HSI-Farbraum
hsiH	0	0	Farbton
hsiS	3	3	Sättigung
hsil	3	2	Intensitätswert
LAB			LAB-Farbraum
LABL	3	3	Grauwert(Helligkeit)
LABa	0	3	Grün-Rot-Param.
LABb	0	3	Blau-Gelb-Param.
rLAB			rangefilt / LAB
rLABL	3	3	Rangefilt /Grauwert
rLABa	0	1	Rangefilt / LABa
rLABb	0	1	Rangefilt / LABb
cmyk			CMYK-Farbraum
cmykC	3	3	Cyan
cmykM	3	3	Magenta
cmykY	3	3	Yellow
uvl			uvl-Farbraum
uvIR	1	0	Rotkanal
uvIG	2	0	Grünkanal
uvIB	3	1	Blaukanal

Tabelle 10: Variablenübersicht der Farbraumkonvertierung

Das Aussehen der finalen Datenmatrix, für jeweils VIS und UV-Bereich, lässt sich aus den Tabellen 9 und 10, aus den entsprechenden Spalten auslesen. Es werden nur die Bilder, die eine grüne Plakette bekommen haben in die Matrix konkateniert.

So besteht die Datenmatrix für VIS-Bilder aus folgenden Parameterbildern, für den Bereich der angewendeten Filter:

**rangeR, rangeG, rangeB, Med\_filter\_R, Med\_filter\_G, intenseEntrR, intenseEntrG, intenseEntrB, intenseStdR, intenseStdG, intenseStdB, BW1, closeBWao.**

Für den Bereich der Farbraumkonvertierungen kommen schließlich folgende Parameterbilder dazu:

**rgbR, rgbG, rgbB, gray, hsvS, hsvV, hsiS, hsil, LABL, rLABL, cmykC, cmykM, cmykY, uvIR, uvIG, uvIB.**

Somit hat die Datenmatrix der VIS-Bilder 29 Dimensionen.

Synchron wird die Datenmatrix der UV-Bilder erstellt, die schließlich ebenfalls 29 Dimensionen haben wird, was aber reiner Zufall ist.

Wenn der Tibia-Datensatz bereits registriert wäre und eine räumliche Abbildung der UV-Bilder auf die VIS-Bilder möglich wäre, würde die finale Datenmatrix aus allen Bildern beider Bereiche bestehen und somit 58 Dimensionen aufweisen. Damit hätte sie auch einen deutlich höheren Informationsgehalt. Dies würde die anschließende HKA unterstützen und eine verbesserte Klassifizierung ermöglichen.

### 3.3.Karhunen-Loève-Transformation

Da nun alle relevanten Daten erhoben wurden, kommt es anschließend zur Wertung dieser Daten.

Wie bereits in Kapitel 2.7 erwähnt, wird die Hauptkomponentenanalyse in der Bildbearbeitung auch Karhunen-Loève-Transformation genannt.

Die HKA wird verwendet um multivariante Datensätze zu strukturieren und zu reduzieren, um eine spätere vereinfachte Weiterverarbeitung dieser Daten zu gewährleisten. Durch die Auswahl einer geringen Menge der geeigneten Hauptkomponenten soll der höchstmögliche Informationsgehalt der Daten dargestellt werden und damit aber auch insgesamt die Komplexität reduziert werden. Dies entspricht einer Projektion in einen Unterraum. Jedoch ohne einen Verlust von wichtigen Daten in Kauf nehmen zu müssen, denn die Hauptkomponenten verlieren irgendwann entsprechend ihrer aufsteigenden Nummerierung ihren Gehalt an Informationen, weil auch der Datensatz immer niedrigere Varianzen aufweist.

Deshalb kommt es nur zu einem geringen Verlust von Informationen, denn es wird nur herausgefiltert, was kaum oder gar nicht wahrgenommen wird.

Die Ziele der Hauptkomponentenanalyse lauten also zusammengefasst wie folgt:

- Strukturierung und Veranschaulichung der Datensätze, Merkmalsextraktion, Reduzierung der Dimension der Datensätze, ohne großen Informationsverlust.
- Jedoch können Hauptkomponenten „nur“ interpretiert werden.

Deshalb ist es von großer Bedeutung eine sinnvolle Datenmatrix zu erstellen, um nach der Hauptkomponentenanalyse einen reduzierten Datensatz vorzufinden, der jedoch den Inhalt der Bilder immer noch sehr genau charakterisiert. Dieses Vorgehen wurde bereits in Abschnitt 3.2 Erstellung der Datenmatrix näher beschrieben. Um die Klassifikation anschließend zu einem sinnvollen Ergebnis zu führen ist aber noch ein weiterer Schritt von großer Bedeutung. Im Folgenden soll näher die korrekte manuelle Auswertung der Hauptkomponenten erklärt werden. Die Auswahl der korrekten Komponenten ist für eine erfolgreiche Klassifikation essentiell.

Denn nur durch einen guten Merkmalsvektor ist eine erfolgreiche Klassifikation gesichert.

### 3.3.1. Die Hauptkomponenten

Die Hauptkomponenten enthalten schließlich die Ergebnisse der Datenreduzierung der HKA. Sie dienen als wichtigste Informationsträger. Die falsche Auswahl der Hauptkomponenten kann alle zuvor getätigte Arbeit wieder zerstören. Denn die Hauptkomponenten werden zur Erstellung des Merkmalsvektors genutzt, welcher schließlich das Trainingsgebiet des Klassifikators vorgibt.

Wie bereits in Abschnitt 2.7.2 Prinzip der Hauptkomponentenanalyse verdeutlicht wurde, soll eine Reduzierung und Ordnung der Daten erreicht werden. Da die Varianz als unser Informationsträger angesehen wird, werden die Hauptkomponenten entsprechend dem Informationsgehalt im Bild durchnummeriert.

Also ist die erste Hauptkomponente die wichtigste, die mit der größten Varianz der Datenpunkte im Datensatz und damit schließlich die Komponente mit der Größten Information für unsere anschließende Klassifikation. Oft beinhalten bereits die ersten drei bis 5 Hauptkomponenten den größten Informationsgehalt und sind damit ausschlaggebend für die HKA. [4, S. 280]

Im folgenden Teil werden jedoch die wichtigsten Hauptkomponenten kurz aufgezeigt und besprochen, auch wenn sie für eine später Auswahl nicht in Frage kommen.

Die genaue Auswahl der Hauptkomponenten in Bezug auf eine spezielle Klassifikation wird näher in [15] beschreiben.

### Darstellung der Hauptkomponenten unter VIS:

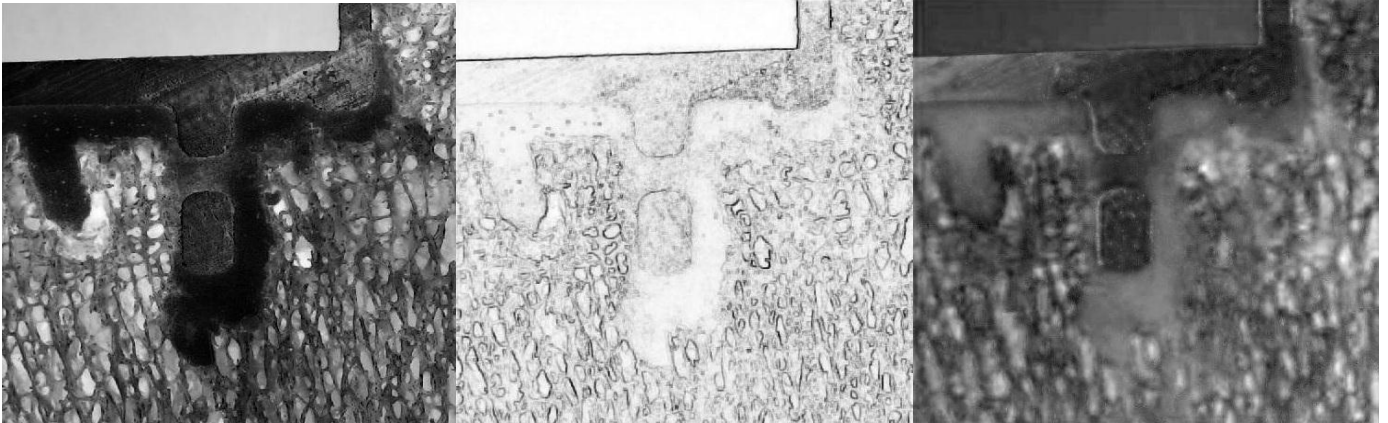


Abbildung 41: 1. bis 3. Hauptkomponente der VIS-Bilder (von links nach rechts).



Abbildung 42: 4. bis 6. Hauptkomponente der VIS-Bilder (von links nach rechts).

Bei der Auswertung, der zu den VIS-Bildern passenden Hauptkomponenten (Abbildung 41), wird schnell der zuvor erwähnte Sachverhalt des Informationsverlustes bei aufsteigender Nummerierung der Komponenten deutlich. Da die Hauptkomponentenbilder nach ihren zugehörigen Eigenwerten sortiert sind, stellt das Bild der ersten Hauptkomponente die größte Varianz dar. Die Varianzen nehmen aber im Datensatz schnell ab. Vor allem durch die Korrelation der Informationen in den Farbkanälen. [4, S. 280] Es wird von einem 32-kanäligen Bilddatensatz berichtet der nach der HKA 98% der gesamten Bildinformationen in den ersten 3 Hauptkomponenten enthält. Das wird auch deutlich bei Betrachtung von Abbildung 42, die die 4., 5. und 6. Hauptkomponente enthält. Es sind deutlich weniger Informationen enthalten.



## Darstellung der Hauptkomponenten unter UV

Sämtliche Versuche und Untersuchungen werden ebenfalls für den UV-Bereich durchgeführt. Jedoch sind viele Ergebnisse identisch und deshalb wird an dieser Stelle nur darauf hingewiesen dass die Versuche im UV-Bereich exakt gleich durchzuführen sind.

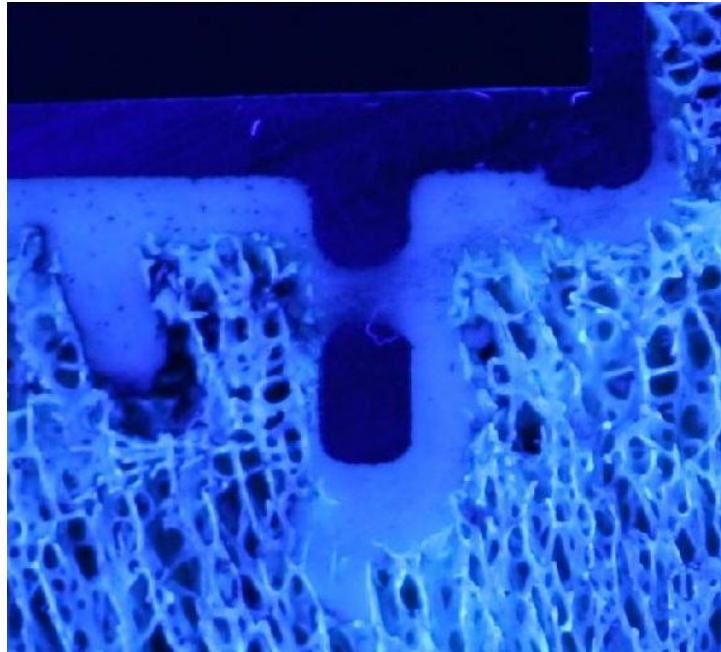


Abbildung 43: Ausschnitt des Originalbildes unter UV-Licht

Auf Basis von Abbildung 43, welche das ausgeschnittene Originalbild im UV-Bereich darstellt, werden folgende Hauptkomponenten errechnet

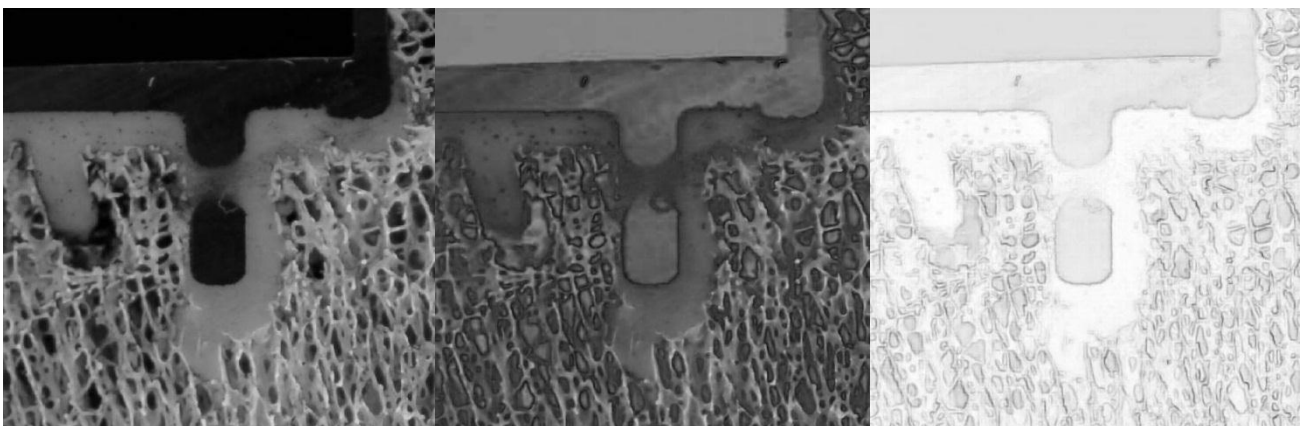


Abbildung 44: 1. bis 3. Hauptkomponente der UV-Bilder (von links nach rechts).

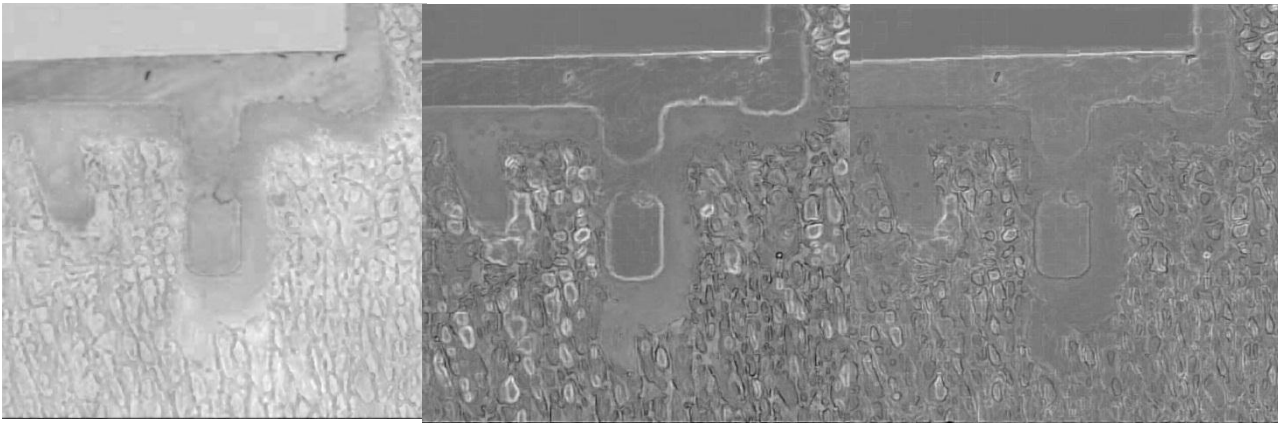


Abbildung 45: 4. bis 6. Hauptkomponente der UV-Bilder (von links nach rechts).

Die Auswertung läuft identisch, wie die Auswertung der VIS-Bilder. Bei Abbildung 44 wird aber noch deutlicher, dass die ersten Hauptkomponenten auch die größte Information beinhalten. Bereits die dritte Hauptkomponente weist einen deutlichen Verlust an Informationen auf. Diese Informationen sind nicht endgültig weg, sie sind bereits in den Daten enthalten durch die starke Korrelation zwischen den Kanälen.

### Auswahl der Hauptkomponenten

Bei der Auswahl der Hauptkomponenten spricht Handels von einem Spezialfall, [4, S 279] wenn es sich dabei um Informationsträger für Farbbilder handelt. Er hat Recht in der Aussage, dass die Farbbilder sehr stark korrelieren in den einzelnen Farbkanälen der Parameterbilder, was bereits erwähnt wurde in dieser Arbeit.

Für die Auswahl der Hauptkomponenten muss entschieden werden, nach welchem Ansatz man vorgeht. Entweder man verwendet die erste Hauptkomponente für die spätere Klassifikation, da sie bereits den größten Informationsgehalt hat. Oder man filtert die Hauptkomponenten mit den größten Varianzen heraus, da diese den größten Informationsgehalt widerspiegeln. [17] Sie stellen nun charakteristische Eigenschaften der untersuchten Bildmuster in komprimierter Form dar und können nachfolgend zur Charakterisierung und Klassifikation der zu segmentierenden Bereiche genutzt werden.

Beide Ansätze sollen nun näher untersucht werden. Anhand des in Abbildung 46

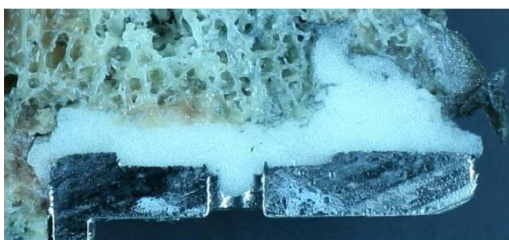


Abbildung 46: Ausschnitt des zu getesteten Originals bei der Hauptkomponentenauswahl.

gezeigten Ausschnitts, soll die Auswirkung der Auswahl der Hauptkomponenten auf das Ergebnis der Klassifizierung verdeutlicht werden. Bei der Untersuchung beider Ansätze wurden nur sehr geringe Unterschiede der Ergebnisse festgestellt. Dies kann auf den folgenden Bildern nachvollzogen werden.



Alle weißen Pixel stellen eine Objektklasse dar. Also ist alles was in Abbildung 47 weiß dargestellt ist als Hintergrund erkannt und eingeordnet worden. In Abbildung 48 stellen die weißen Pixel ebenfalls die Einordnung als Hintergrund dar, jedoch wurde zur Klassifizierung der Bilder auf der linken Seite (Abbildung 47, 49, 51, 53) die 1. Hauptkomponente und für die Bilder der rechten Seite (Abbildung 48, 50, 52, 54) wurden die besten 5 Hauptkomponenten gewählt. Die Wahl fiel jeweils auf die Hauptkomponente, die den Inhalt am deutlichsten darstellt und abgrenzt.

In Abbildung 47 und 48 ist nur durch genaues Hinschauen zu entdecken, dass einige Pixel der Prothese falsch klassifiziert und schließlich dem Hintergrund zugewiesen



Abbildung 47: Hintergrund auf Basis der 1. HK

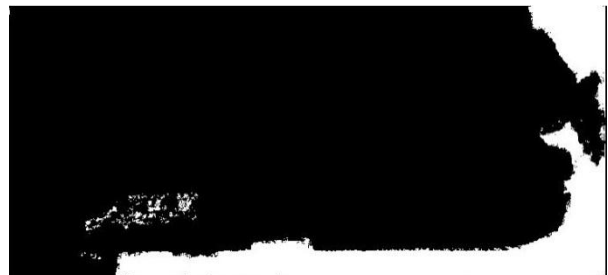


Abbildung 48: Hintergrund auf Basis beste HKs

wurden. Im Vergleich von Abbildung 49 zu 50 sieht man, dass die Auswahl der Hauptkomponenten in der Erkennung der Hauptbestandteile der Prothese keinerlei Einfluss zeigt. Nur gewisse Randbereiche und falsch segmentierte Gebiete im oberen Bildbereich, werden mehr oder weniger stark abgegrenzt.



Abbildung 49: Prothese auf Basis der 1. HK



Abbildung 50: Prothese auf Basis beste HKs

In den Abbildungen 47 bis 50 sind die Vorteile der Auswahl der Hauptkomponenten ganz klar zu erkennen. In 47 versucht der Algorithmus die Prothese zu erkennen. Er klassifiziert aber fälschlicherweise auch Bereiche des Knochens mit. Dies geschieht auch in 36, jedoch kann er besser erkennen, dass die äußeren Strukturen des Knochens nicht zur Prothese gehören. In 50 wiederum geschieht genau das Gegenteil. Bei einer größeren Zahl von ausgewählten Hauptkomponenten erkennt der Algorithmus die Knochenstrukturen besser und ordnet diese der richtigen Klasse zu.

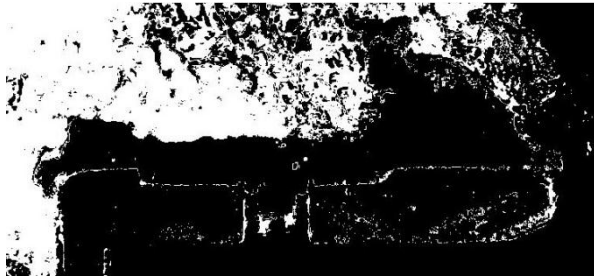


Abbildung 51: Knochen auf Basis der 1. HK

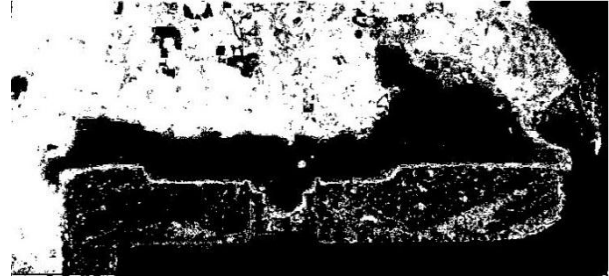


Abbildung 52: Knochen auf Basis beste HKs

Die reinen Klassifikationsergebnisse des Zementbereichs lassen sich durch diese Versuche jedoch kaum merklich beeinflussen. In Abbildung 54 ist zu erkennen, dass der Algorithmus vermehrt falsche Strukturen außerhalb des Zementbereichs segmentiert, die eher zum Knochen und vielleicht noch der Prothese gehören. Jedoch schafft er auch eine klarere Abgrenzung der Kontur des Zements. Siehe dazu die Kante über der Prothese in Abbildung 53 und 54.



Abbildung 53: Zement auf Basis der 1. HK



Abbildung 54: Zement auf Basis beste HKs

Sämtliche Versuche wurden identisch durchgeführt für die UV-Bilder. Die Ergebnisse sind identisch mit den VIS-Bildern.

Für die weitere Klassifikation in dieser Arbeit werden die ersten drei Hauptkomponenten für die Klassifikation der VIS-Bilder verwendet und die ersten drei Hauptkomponenten für die Klassifikation der UV-Bilder, da diese für die besten Ergebnisse sorgen.

### 3.4. Entwicklung des Klassifikators

Im folgenden Teil der Arbeit soll gezeigt werden wie der Klassifikator aufgebaut wird. Sprich wie die Trainingsgebiete der überwachten Klassifizierung ausgewählt werden, wie diese umgesetzt wird und was für Ergebnisse erzielt werden. Die Versuche werden veranschaulicht erklärt in Bezug auf die VIS-Bilder. Der Ablauf bei diesen Bildern ist jedoch wieder identisch für die UV-Bilder und kann auf dieselbe Art durchgeführt werden.

#### 3.4.1. Auswahl der Trainingsgebiete

Aus dem erstellten Merkmalsvektor muss ein Trainingsgebiet segmentiert werden, also ein Gebiet von welchen durch Vorwissen eindeutig gesagt werden kann, dass es einer bestimmten Klasse angehört. Hier werden die Trainingsgebiete durch den Benutzer gewählt. Die freiwählbare ROI, die auf dem Originalbild zu setzen ist, kann für jede Klasse gewählt werden. Durch das Vorwissen des Anwenders kann somit ein eindeutiges Trainingsgebiet gewählt werden. Da die Qualität bei statistischen Klassifizierungsverfahren stark von den Trainingsgebieten abhängig ist, müssen diese repräsentativ sein. Das hat zur Folge, dass die Trainingsgebiete eine Art von Durchschnittswert darstellen sollte. Es sollten zum Beispiel nicht nur bestimmte Randbereiche markiert werden. [18, S.70]

In Bezug auf das gewählte Originalbild aus Abb.18, welches zur Veranschaulichung der Ergebnisse in Bezug auf die Auswahl der Trainingsgebiete verwendet wurde, bedeutet das, dass die Gebiete durch den Benutzer selbst sehr unterschiedlich gewählt werden können und schließlich auch zu unterschiedliche Ergebnissen führen können. Für die Veranschaulichung im anschließenden Teil, wird ein anderes Bild aus dem Tibia-Datensatz verwendet, welches wichtigere Unterschiede in Bezug auf die Trainingsgebiete aufweist. Im vorher gewählten Beispiel waren die Strukturen zu homolog um den Effekt sinnvoll erklären zu können.

Die unterschiedlichen Ergebnisse, die sich durch die Auswahl der Trainingsgebiete herausgestellt haben, lassen sich am besten durch den Vergleich des Klassifikationsergebnisses, bei einem schlecht gewählten Trainingsgebiet und einem gut gewählten Trainingsgebiet, zeigen.

Ein schlechtes Trainingsgebiet zeichnet sich dadurch aus dass es für die Bildpunkte in einer Objektklasse nicht repräsentativ ist, oder nur für einen Teil.

Im Folgenden Teil soll verdeutlicht werden wie die Auswahl des Trainingsgebietes das Ergebnis maßgeblich beeinflusst. Sämtliche Ergebnisse beziehen sich auf die Auswahl der Trainingsgebiete anhand der Hauptkomponenten der VIS-Bilder. Sämtliche Ergebnisse können wiederum identisch für den UV-Bereich ermittelt werden.

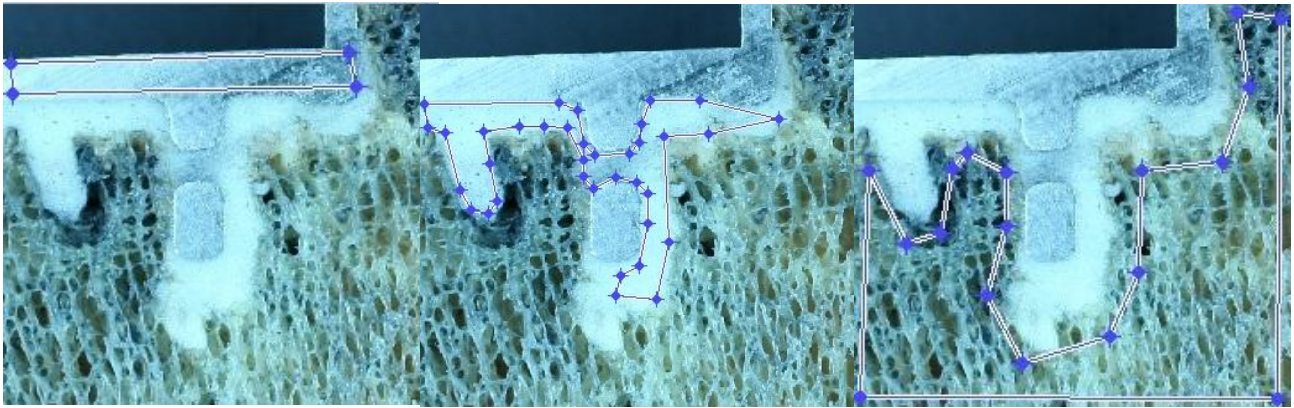


Abbildung 55: gut gewählte, repräsentative Trainingsgebiete für Prothese, Zement und Knochen. (von links nach rechts)

In Abbildung 55 sind Beispiele für gut gewählte, repräsentative Trainingsgebiete gezeigt.

Die darauf folgende Klassifikation erbringt bei einem gut gewählten Trainingsgebiet folgendes Ergebnis:

**Anschaulich gezeigt an der Merkmalsklasse der Prothese:**

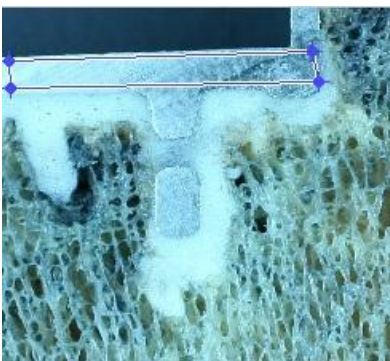


Abbildung 56: Gutes Trainingsgebiet

Das ausgewählte Trainingsgebiet reflektiert alle Merkmale bzw. Eigenschaften des Merkmalsraums der Objektklasse Prothese und führt deshalb zu einem guten Ergebnis.

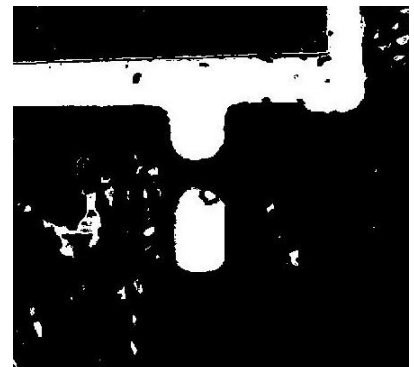


Abbildung 57: Ergebnis bei gutem Trainingsgebiet



Abbildung 58: Schlechtes Trainingsgebiet

Dadurch, dass im Testgebiet nur der dunkle Bereich der Prothese aufgenommen ist und dieses dadurch nicht repräsentativ ist, für den Merkmalsraum der Prothese, erhält man ein schlechtes Klassifikationsergebnis

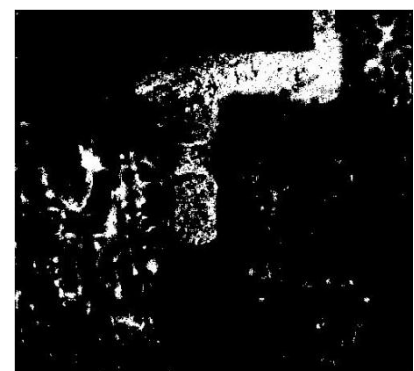


Abbildung 59: Ergebnis bei schlechtem Trainingsgebiet

Die Ergebnisbilder (Abb. 57 und 59) sind Binärbilder. Die weißen Pixel weisen eine Objektklasse aus. In diesem Fall die Prothese.



### 3.5. Angewandte Klassifizierung

Damit ist die Klassifikation abgeschlossen. Die Wahl der Trainingsgebiete hat entscheidenden Einfluss auf das Klassifikationsergebnis, deshalb ist bei der Definition auf Einheitlichkeit und Repräsentanz zu achten. Für die Erstellung des Klassifikators ist eine sinnvoll überlegte Konstruktion der Merkmalsvektoren unumgänglich. Die Wahl der richtigen Parameterbilder ist insofern von Bedeutung, dass Bilder mit deutlich sichtbaren Merkmalen gewählt werden sollten. Jedoch gibt es hier keinen wissenschaftlichen Beweis, wie ein Bild auszusehen hat um wissenschaftlich gesehen wertvoll zu sein. Denn jedes Bild kann einen gewissen Informationsgehalt beinhalten.

In der Bildverarbeitung wird, bei einem vorgegeben Merkmalsraum mit bekannten Musterklassen, für jedes Pixel des zu klassifizierenden Bildes neu entschieden, welcher Musterklasse dessen Merkmalsvektor angehört. Kann diese Entscheidung gefällt werden, wird das Pixel einer Objektklasse zugeordnet. Die Merkmalsextraktion beschreibt die Zusammenfassung wichtiger signifikanter Merkmale eines Bildes zu Merkmalsvektoren. Da den meisten Pixeln in einem Bild ein Merkmal nicht ausreicht um hinreichend segmentiert zu werden, benötigen sie zwei oder mehr Merkmale. Deshalb wird jedem Pixel ein Vektor zugewiesen.

#### 3.5.1. Klassifikationsergebnisse

Der nachfolgende Teil stellt die endgültigen Ergebnisse der Klassifikation dar. Diese müssen unterschieden werden nach verwendetem Bildmaterial des Datensatzes. Wie bereits erwähnt wurde, wird für die VIS-Bilder eine andere Datenmatrix verwendet, als für die UV-Bilder. Entsprechend muss auch die Wahl der Hauptkomponenten getroffen werden um ein bestmögliches Resultat zu sichern. Für die Erreichung folgender Ergebnisse wurden 3 Hauptkomponenten für die VIS-Bilder und 2 für die UV-Bilder gewählt. Ausgehend von den in Abbildung 60 und 61 dargestellten Bildausschnitten wurde automatisch klassifiziert und eingeteilt in die Objektklassen Zement, Prothese, Hintergrund und Knochen. Die einer Ergebnisklasse zugewiesenen Pixel sind jeweils weiß dargestellt:

#### **Originale:**

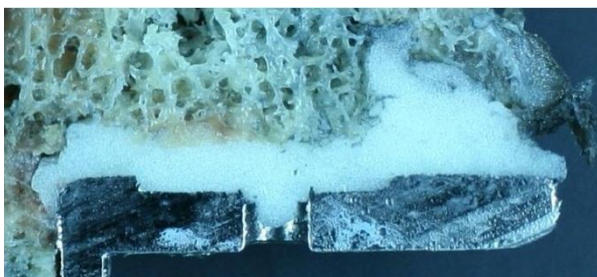


Abbildung 60: Originalausschnitt im VIS-Bereich

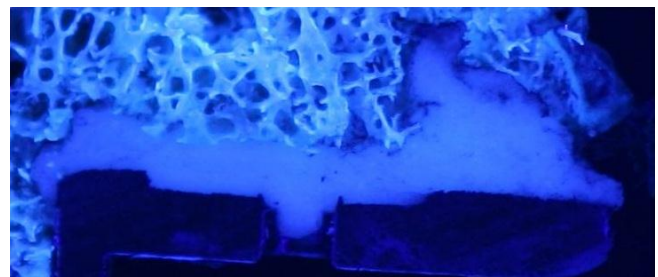


Abbildung 61 : Originalausschnitt im UV-Bereich

Auf den folgenden Bildern (Abbildung 62 und 63) ist dargestellt: links oben der Knochenzement, rechts oben die Prothese, links unten der Hintergrund und rechts unten die Knochenstruktur.

### ***VIS-Bereich:***

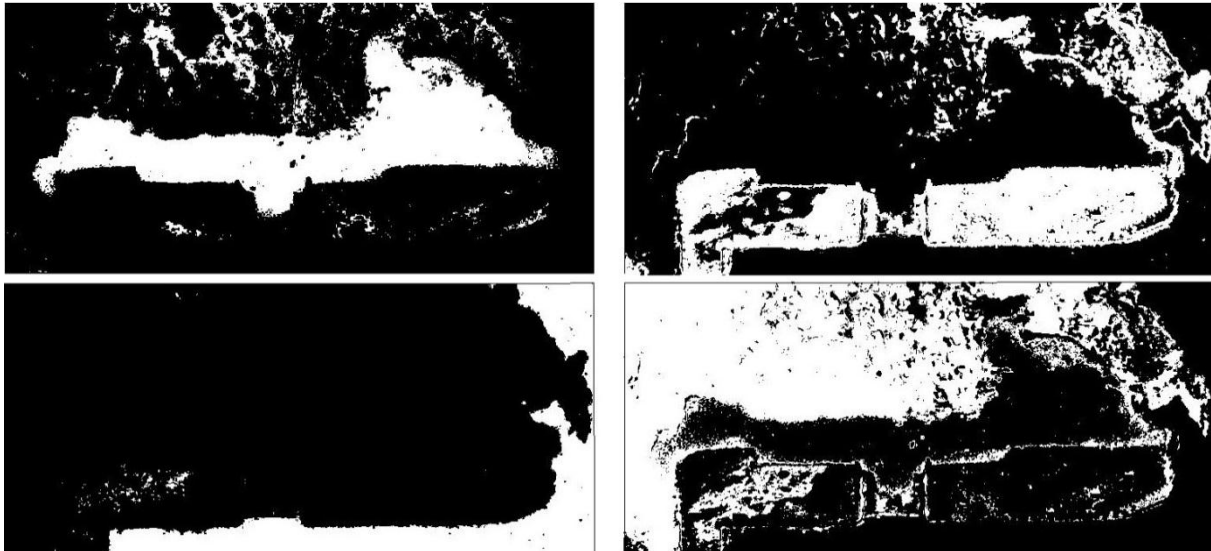


Abbildung 62: VIS-Bereich Klassifikationsergebnisse

### ***UV-Bereich:***

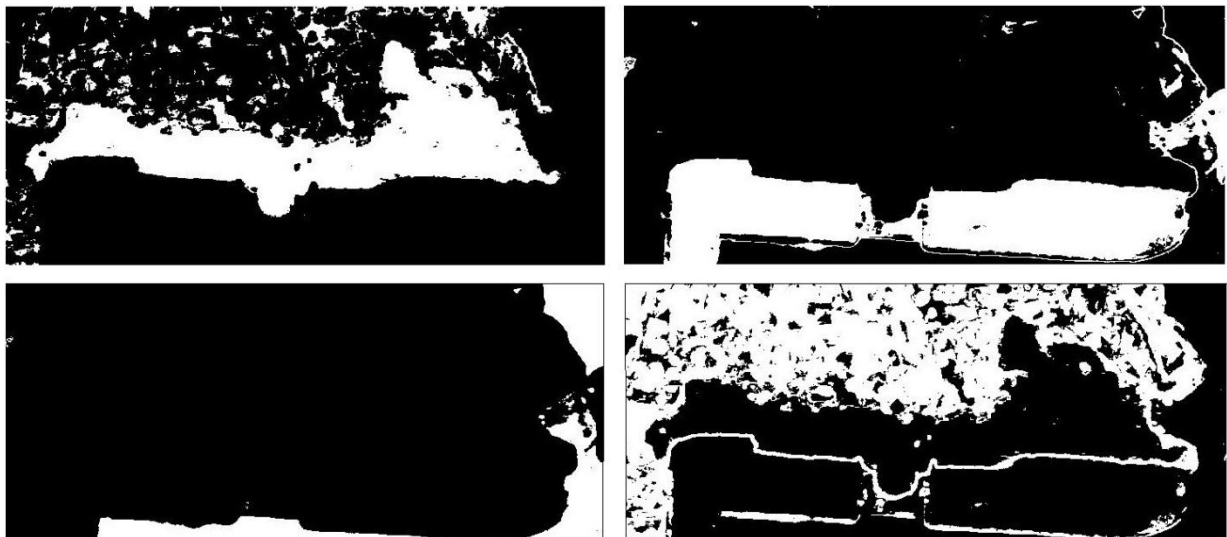


Abbildung 63: UV-Bereich Klassifikationsergebnisse.

In Abbildung 62 und 63 sind die Klassifikationsergebnisse der einzelnen Spektralbereiche angezeigt. Somit ist ein direkter Vergleich der beiden Bereiche möglich. Dieser erlaubt eine sofortige Auswertung. Man sieht dass der UV-Bereich einen deutlichen Vorteil gegenüber dem VIS-Bereich liefert. Vor allem in Anbetracht der Prothese und Knochenstrukturen. Der Algorithmus schafft in Abbildung 63 feinere Strukturen wesentlich besser Abzugrenzen. Der Hintergrund ist genauer und mit

weniger Fehlpixel segmentiert worden. Außerdem passieren bei der Segmentierung der Prothese weniger Fehler und die Bereiche des Knochens die in Abbildung 62 noch stark zur Prothese gezählt wurden, sind jetzt schwächer dargestellt.

Schließlich ist zu erkennen dass die Reflexion auf der Prothese deutlich nachgelassen hat im Spektralbereich des UV-Lichtes. Deshalb sind auch keine Fehlsegmentierungen direkt auf der Prothese mehr zu sehen. (Abbildung 43 im Vergleich zu 42)

Die Klassifizierung des Zementes ist, rein optisch, in beiden Fällen als gleich gut zu betrachten. Bei Auswertung der UV-Bilder sind nur mehr Strukturen des Knochens als Zement klassifiziert, als in den VIS-Bildern. Dies liegt daran, dass der Zement und manche Abschnitte des Knochens ähnlich auf das UV-Licht reagieren.

### ***Vergleich der Zementsegmentierung mit den manuell segmentierten Vorgaben:***

In diesem Abschnitt soll nun eine abschließende Wertung der Ergebnisse stattfinden, dazu sollen die Ergebnisse der manuellen Segmentierung als Referenz dienen:

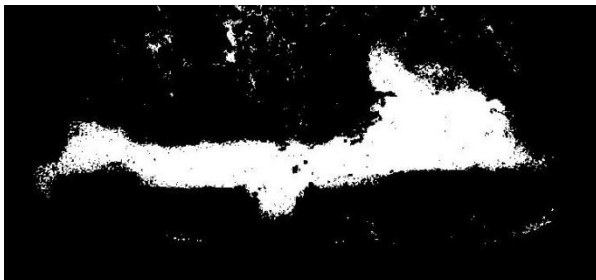


Abbildung 64: Klass. Zement (VIS / kleines Muster)

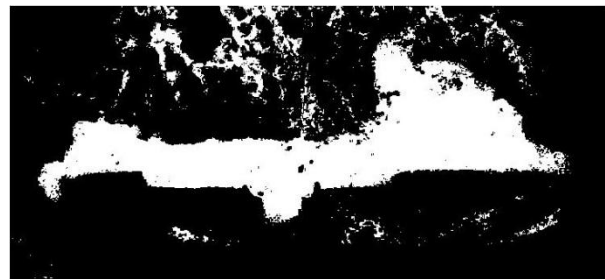


Abbildung 65: Klass. Zement (VIS / großes Muster)

Die Abbildungen 64 und 65 verdeutlichen die Ausprägungen der Klassifikation des Zementes in VIS-Bildern und die Abbildungen 67 und 68 zeigen dies für den UV-Bereich. Durch lange Versuche mit den Testgebieten, haben sich diese Klassifikationsergebnisse als stellvertretend für die gesamte Klassifikation herausgestellt.

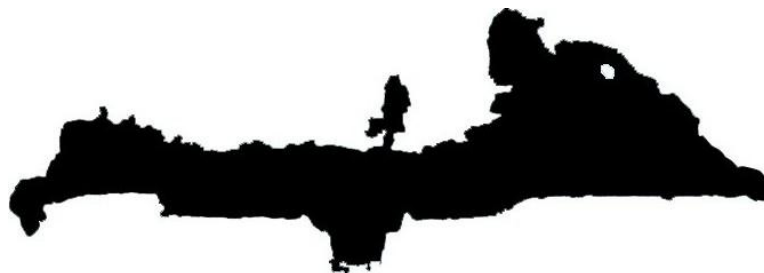


Abbildung 66: Manuell Segmentierter Zementbereich



Die Variationen des Zementbereichs werden durch Auswahl unterschiedlicher Hauptkomponenten und vor allem unterschiedliche Trainingsgebiete erreicht. Die gilt vor allem für den VIS-Bereich. Die Variationsbreite im UV-Kanal ist wesentlich geringer. Diese Ergebnisse werden mit den Vorgaben eines Spezialisten verglichen.

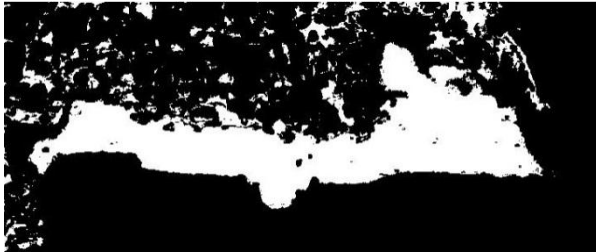


Abbildung 67: Klass. Zement (UV)

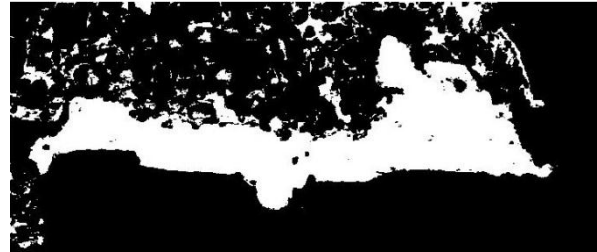


Abbildung 68: Klass. Zement (UV)

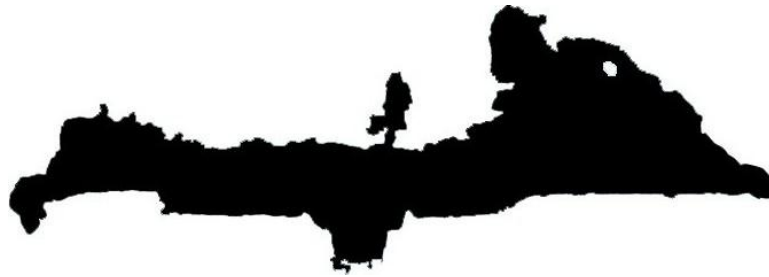


Abbildung 69: Manuell Segmentierter Zementbereich

*An dieser Stelle ist zu erwähnen, dass auch die manuell segmentierten Vorgaben keine komplett korrekte Lösung darstellen. Sie sind ebenfalls mit Fehlern behaftet, auch wenn diese nur minimal sind.*

***Im anschließenden Teil dieser Arbeit folgt keine statistische Validierung der Ergebnisse, da dies den Umfang der Thesis übersteigen würde.***

***Es müssten sämtliche Kombinationen von Parameterbildern, Hauptkomponenten und Trainingsgebieten durchprobiert werden. Anschließend müsste mit dem Klassifikator eine große Zahl Bilder segmentiert werden. Schließlich erhält man für jede Kombination ein bestimmtes Klassifizierungsergebnis und könnte diese gegeneinander abgrenzen.***

***Somit könnte man sagen welche Einstellungen sich für die gegebene Fragestellung am besten eignen. Die optische Auswertung besagt bereits, dass das Ergebnis nicht zufriedenstellend ist. Die Verbesserung des Klassifikationsergebnisses sollte angestrebt werden. Wie dies zu erreichen ist wird in Abschnitt 4.5 Ausblick, erläutert.***

## 4. Diskussion und Ausblick

### 4.1. Motivation und Zielsetzung

Die Langlebigkeit eines zementierten Implantats ist abhängig von einem starken Knochen-Zementinterface, sowie Implantat-Zementinterface, welches die Verbindung zwischen Knochenzement und Implantatmaterialien beschreibt. Um die Qualität des Zementiervorgangs auszuwerten sollen endoprothetische Schichtbilder zementierter Implantate automatisch segmentiert werden. Es soll in erster Linie die Penetration des Zements ausgewertet werden, durch die Segmentierung der Zementfläche in endoprothetischen Schichtbildern.

Bereits früh wurde klar, dass eine einfache Segmentierung nach den bisher gegebenen Mitteln nur einen geringen Erfolg bringen wird. Die ersten Versuche, mit den üblichen Algorithmen haben einen nur sehr geringen Erfolg in Bezug auf die Charakterisierung der homogenen Bereiche gebracht. Deshalb entstand die Hypothese, dass ein Klassifikationsalgorithmus der bestimmte „Erfahrungswerte“ speichert und sich darauf bezieht, das Problem lösen kann.

Ziel der Arbeit war es die gegebenen Schichtbilder des zementierten Implantats in die Bereiche Knochenzement, Knochenstruktur, Prothese und Hintergrund zu trennen und zwar mit Hilfe eines Klassifikators. Dies beinhaltet die Merkmalsextraktion und Hauptkomponentenanalyse um geeignete Merkmale zu finden und zu fokussieren. Weiterhin müssen anhand der korrekten Hauptkomponenten Trainingsgebiete gewählt werden, die die Klassen repräsentieren. Schließlich wird gezeigt dass nur über die Kombination der Spektralbereiche auch eine sinnvolle Klassifikation möglich ist.

### 4.2. Limitationen

Die meisten Limitationen, welchen diese Arbeit unterlag, betrafen den Tibia-Datensatz. Als Stichproben wurden stets repräsentative Präparate gewählt die den gesamten Datensatz widerspiegeln oder besonders geeignet sind, um einen bestimmten Sachverhalt darzustellen. Die Stichproben die für die Darstellung der Datenmatrix verwendet werden (Abbildung 14), sowie die Stichprobe im UV-Bereich wurde sorgfältig ausgewählt. Sie beinhalten alle bekannten Variationen des Datensatzes. Außerdem waren Einschlüsse, Verfärbungen, Stark homogene Bereiche, stark heterogene Bereich und auch Artefakte zu erkennen. Anhand der Vielzahl vorher getesteter Bilder ist somit die Repräsentativität der Stichprobe gewährleistet.

Eine weitere Limitation die durch den Datensatz gegeben ist, ist die Tatsache dass die Bilder die in den einzelnen Spektralbereichen von VIS und UV-Licht aufgenommen wurden, nicht mehr aufeinander abbildbar sind, ohne spezielle Verfahren. Die Bilder sind nicht registriert und somit kann nicht gesagt werden, ob dass ein und selbe Pixel in zwei verschiedenen Bildern denselben Inhalt darstellt.

Limitierend wirkt sich auch die abschließende Auswertung der Ergebnisse aus. Aus zeittechnischen Gründen ist nur eine reinvisuelle Auswertung der Klassifikationsergebnisse möglich. Die visuelle Analyse erlaubt zwar schon eine treffende Aussage, über die Unzureichlichkeit des Verfahrens, jedoch wäre eine genauere statistische Analyse von Vorteil. Es wird kein einheitliches Verfahren zur Auswertung verwendet und somit können die Ergebnisse nicht ausreichend validiert werden. Es kann auch nicht getestet werden wie andere Bilder mit dem erstellten Klassifikator segmentiert werden können.

### **4.3. Auswertung der Ergebnisse**

Durch die Segmentierung von Mehrkanalbildern soll eine Häufung an Informationen über ein jeweiliges Pixel erreicht werden. Denn jedes Pixel ist nicht nur in einer Ebene bekannt, sondern in jeder Ebene der Matrix gibt es Informationen zu dem Pixel und seinen Nachbarn. Das Lichtspektrum wird deshalb verwendet, um in anderen Spektralbereichen Informationen anzuzeigen. Jedoch ist eine gleichzeitige Benutzung beider Datenmatrizen nicht möglich, weil die Bilder nicht aufeinander abgebildet sind. Somit ist nur eine Gegenüberstellung möglich. In Anbetracht des IR Lichtspektrums ist das gleiche zu sagen. In Tabelle 8 ist zu erkennen dass der IR-Spektralbereich ebenfalls sehr vorteilhaft für eine spätere Klassifizierung ist. Der Zement scheint deutlich aus dem Bild entgegen. Außerdem wurden keine Statistischen Versuche gemacht um den Nutzen für diese Arbeit zu klären. Bei dem vorliegenden Versuch sind die Lampen zu schwach. Sie haben eine zu geringe IR-Licht Ausstrahlung. Der Versuch sollte wiederholt werden. Alle Bilder des Tibiadatensatzes unter denselben Bedingungen neu geschossen werden, außer das richtige IR-Strahler verwendet werden sollten. Außerdem sollte darauf geachtet werden dass das Präparat oder die Kamera nicht bewegt werden und somit eine Rotation oder Verschiebung des Präparats ausgeschlossen werden kann.

Die bestmögliche Aufnahme der Fotos ist von großer Bedeutung. Hier beginnt bereits der wichtigste Schritt, welcher allen anderen Schritten vorausgesetzt werden muss. Durch eine Datenaufbereitung sollen bessere Ergebnisse erzielt werden. Der Versuch in Abschnitt 3.1 Versuchsdurchführung belegt dass das Optimum der Akquisition aber bereits erreicht ist. Das bedeutet an der Bildaufnahme kann nichts verbessert werden. Der weitere Teil des Versuchs zeigt dass eine Betrachtung der Schnittbilder im UV, sowie IR-Bereich genauso informationsreich ist wie im VIS-Bereich. Dies wird vor allem dadurch bestätigt dass in Abbildung 62 und 63

unterschiedliche Ergebnisse für das Klassifizierte Bild erreicht werden. Auch in Abbildung 61 wird im Vergleich zu Abbildung 60 deutlich, dass der UV-Bereich einen anderen Informationsgehalt aufweist. Ebenso ist dies im IR-Bereich festzustellen. (Vergleiche Tabelle 8). Die IR Aufnahmen weisen hohen Kontrast auf und deuten darauf hin, dass es sinnvoll ist hier weiter Versuche zu starten, die die Kombination der Informationen aus allen 3 Bereichen ausnutzt. Bei dem Versuch muss sichergestellt werden, dass es zu keiner Lageabweichung kommt. Ist dies nicht möglich, muss mit technischen Mitteln registriert werden.

Eine bessere Klassifikationsraten, sowie bessere Klassifikatorqualität wird durch größere Dimension in den Merkmalsvektoren erreicht. Dies ist nicht nur bei den Parameterbildern am Anfang der Fall sondern auch bei der Auswahl der Hauptkomponenten. Wie bereits in Abschnitt 3.3.1. Hauptkomponenten verdeutlicht wurde, sind die ersten 3 Hauptkomponenten am besten geeignet.

Der erhöhte Bedarf an Trainingsmaterial bedeutet wiederum, einen größeren Zeitaufwand, auf Grund eines größeren Trainingsaufwandes. Eine geringe Anzahl von Dimensionen bedeutet dabei ein schnelleres Training und eine kleinere Stichprobe, aber auch geringere Qualität. Bei erfolgreicher Klassifizierung ist trotzdem ein signifikanter zeitlicher Vorteil gegenüber der manuellen Segmentierung zu erreichen. Dies müsste anschließend noch an einer Studie mit einer größeren Fallzahl belegt werden.

Wichtig ist für eine erfolgreiche Klassifizierung die Auswahl geeigneter Trainingsgebiete. Bei der Wahl schlechter, nicht repräsentativer Gebiete, kann das ganze Ergebnis verfälscht werden. Das Problem besteht aber nur in der Trainingsphase. Wenn der Klassifikator einmal ausreichend trainiert ist, kann im Nachhinein jedes andere Bild mit diesem Klassifikator in seine Objektklassen aufgeteilt werden. Dies konnte in weiteren Versuchen noch nicht belegt werden.

Die Ergebnisse der Klassifikation sind also abhängig von Merkmalsextraktion, Auswahl der Hauptkomponenten, Auswahl des Trainingsgebietes und zu guter Letzt auch von den Präparaten selber.

#### **4.4.Fazit**

Nur die Klassifizierung kann bei der gegebenen Problemstellung einen Erfolg versprechen. Besonderes Augenmerk muss auf die Merkmalsextraktion gelegt werden um die homogenen Bereiche in den Bildern eindeutig über bestimmte Parameter charakterisieren zu können und schließlich durch diese Parameter, die Klassifizierung zu unterstützen. Wenn die Parameterbilder über den Spektralbereich des UV-, VIS- und des IR-Lichtes erfasst werden und auch registrierbar sind, reicht dies aus um eine erfolgreiche Klassifizierung der endoprothetischen Schnittbilder zu erreichen.

Von besonderem Nachteil für die gesamte Entwicklung des Klassifikator und vor allem für die Erstellung der Merkmalsvektoren, war die Tatsache, dass die einzelnen Verfahren zur Aufnahme der Bilder in VIS, UV-belichteten, sowie schließlich auch ultravioletten Bildern nicht aufeinander registriert werden konnten. Die Bilder boten zwar voneinander unabhängige Bildinformationen und auch stark variierende Merkmalsvektoren jedoch konnte dieses Wissen nicht genutzt werden. Denn leider wiesen die Bilder eine leichte Variation zwischen den einzelnen Bildaufnahmen auf. Sie waren entweder versetzt oder die Probe war rotiert, weshalb nicht mehr eindeutig vorausgesagt werden konnte, ob die Pixel der einzelnen Bilder wirklich übereinander lagen. Vergleiche hierzu Abbildung 60 und 61. Die Abbildungen stellen den Originalausschnitt jeweils aus dem UV und dem VIS-Bereich dar. Auf dem linken Bild ist zu erkennen, dass die Unterkante der Prothese parallel zum unteren Rand des Bildes läuft. In Abbildung 61 ist zu sehen, dass es zu einer Rotation des Präparats kam. Die Unterkante ist nicht mehr parallel.

Wie man jedoch sieht funktioniert ein etwa ähnliches Verfahren auch bei der Fernerkundung, die multispektrale Bilddaten verwendet um gewissen Bodengebiete zu erkennen und auszuwerten. Siehe Beispiel in Gonzales [24]. Dies funktioniert nur, weil er bessere multispektrale Bilder als Datengrundlage hat. Es werden bessere Kameras, ausgereifte Verfahren, Spezielle IR-Strahler und jahrelange Erfahrung der Wissenschaftler verwendet um die Informationen so hoch wie möglich zu halten.

Da die Kombination der Datenmatrizen nicht möglich war, wurde der weitere Teil des Versuchs, einzeln für den VIS, wie für den UV-Bereich durchgeführt.

Die zentralen Fragen aus Abschnitt 1.3 Ziele der Arbeit, können anhand der Ergebnisse wie folgt beantwortet werden:

- **Kann die Bildakquisition verbessert werden? Kann eine Informationssteigerung erreicht werden?**

Ja. Es kann eine enorme Informationssteigerung erreicht werden wenn der Versuch der Bildakquisition erneut durchgeführt werden würde unter verbesserten Bedingungen.

- **Wie kann durch die Akquisition in unterschiedlichen Spektralbereichen, zusätzliche Information gewonnen werden?**

Die Bildakquisition kann durch spezielle IR und UV-Strahler und vor allem durch eine feste, unveränderbare Position des Präparats aber auch der Kamera gesichert werden. Die Informationssteigerung kann durch Überlagerung der Informationen aus allen drei Spektralbereichen erreicht werden.

- **Welche Merkmale sind sinnvoll zu extrahieren und welche nicht und wie eignen sich diese für die Erstellung einer Datenmatrix?**

Die Merkmalsextraktion ist stets abhängig von dem zu untersuchenden Material und dem gegebenen Bildmaterial. Es sollte bei der Erstellung der Datenmatrix vorher getestet werden welche Parameter sich eignen. Eine Möglichkeit dies zu testen wird in Abschnitt 3.2 Erstellung einer geeigneten Datenmatrix genauer beschrieben.

- **Was wird durch die HKA der Datenmatrix erreicht?**

Die HKA führt eine Sortierung der Daten durch und komprimiert diese zugleich. Nach der HKA sind die Daten fokussiert auf ein paar Hauptkomponenten.

- **Wie wertet man die Hauptkomponenten der HKA aus? Welche Hauptkomponenten eignen sich für die Erstellung der Merkmalsvektoren?**

Eine rein optische Auswertung der Hauptkomponenten ist nicht ausreichend, weil nicht bekannt ist welchen Einfluss eine bestimmte Bildinformation auf die spätere Klassifizierung hat. Aus den Erfahrungen dieser Arbeit eignen sich stets die ersten 3 Hauptkomponenten für eine erfolgreiche Klassifizierung. Dies gilt für VIS als auch für den UV-Bereich.

- **Eignen sich die verwendeten Verfahren um endoprothetische Schichtbilder zu segmentieren? Welchen Vorteil bringen sie?**

Das Verfahren der Klassifizierung ist geeignet für die Segmentierung endoprothetischer Schnittbilder. Dies bedeutet insgesamt einen enormen zeitlichen Vorteil, denn die automatische Segmentierung ist deutlich schneller als die manuelle.

- **Was kann verbessert werden, um ein besseres Klassifikationsergebnis zu erreichen?**

Die Bildakquisition ist sehr wichtig. Steigerung des Informationsgehaltes der Datenmatrix durch Abbildung der drei Spektralbereiche aufeinander. Die Auswahl der richtigen Trainingsgebiete ist ebenfalls essentiell. Diese müssen repräsentativ sein.

#### 4.5.Ausblick

Der Versuch der Bildakquisition sollte nochmal durchgeführt werden und zwar so, dass alle 3 Bereiche (UV, VIS, IR) aufeinander abbildbar sind. Es muss sichergestellt werden, dass es zu keiner Lageabweichung des Präparats, während des Versuchs kommt. Wenn dies nicht realisierbar ist, muss versucht werden die Bilder im Nachhinein mit technischen Mitteln zu registrieren.



Ein guter Ansatz wäre die Schichten unter a und b Seite zu betrachten und später nach statistischem Verfahren zu berechnen, wo der Zement entlang geflossen sein muss. Außerdem können, durch gezieltes Anstrahlen der Präparate, bestimmte Bereiche leichter zu erkennen sein. Es sollte versucht werden mit speziellen UV und IR Strahlern, oder auch IR-Kameras das Maximum an Informationen bei jeder Akquisition herauszuholen.

Für jedes Präparat sollten Bilder mit 5 oder mehr Kanälen vorhanden sein. Denn wie auch der Versuch von Gonzales et al. [24] gezeigt hat, können entsprechende Bilder klassifiziert werden, wenn eine ausreichend hohe Zahl, von vor allem unterschiedlichen Kanälen, vorhanden ist.

Schließlich kann der Klassifikator beliebig ausgebaut und trainiert werden. Erfahrungswerte können in zweierlei Hinsicht in den Algorithmus mit eingebracht werden. Einerseits durch das vom Benutzer segmentierte Trainingsgebiet, aber auch durch den auf Dauer erweiterbaren Algorithmus. Denn eigentlich soll ein Algorithmus entworfen werden der durch immer mehr segmentierte Beispieldaten ein Grundwissen über die Beschaffenheit der zu klassifizierenden Proben aufbaut. Schließlich soll der Algorithmus in der Lage sein selbstständig, auf Grund seines Wissens, die Bereiche zu segmentieren.

## Literaturverzeichnis

- [1] Heisel J., Jerosch J.: Rehabilitation nach Hüft- und Knieendoprothese. Deutscher Ärzte Verlag, Köln 2007.
- [2] Seufert J.: Präoperative Bestrahlung zur Prävention heterotoper Ossifikation nach Hüftgelenkendoprothese. Dissertation Universität Würzburg, S.6-9, Juni 2004.
- [3] Biomet Manufacturing Corp.: Berliner Programmheft. url: [http://www.biomet.de/userfiles/files/Misc/BerlinerProgrammheft\\_2010\\_1.pdf](http://www.biomet.de/userfiles/files/Misc/BerlinerProgrammheft_2010_1.pdf)[http://www.biomet.de/userfiles/files/Misc/BerlinerProgrammheft\\_2010\\_1.pdf](http://www.biomet.de/userfiles/files/Misc/BerlinerProgrammheft_2010_1.pdf), Stand: 03.03.2011.
- [4] Handels, H.: Medizinische Bildverarbeitung, 2. überarbeitete Auflage: Vieweg und Teubner Verlag, 2009.
- [5] Biomet Manufacturing Corp.: Broschüre zur Oxford®-Prothese. url: <http://www.biomet.de/de-medical/de-Gelenkersatz/de-Knie/de-Unikondylare/de-Oxford/>, Stand: 03.03.2011 .
- [6] Bolle I.: Biomaterialien in der Medizin. Fachverlag Köhler, Giessen 2004.
- [7] Hafner, W.: Segmentierung von Video-Bildfolgen durch adaptive Farbklassifikation, Dissertation: technische Universität München, 1998.
- [8] Shlens, J.: A Tutorial on Principal Component Analysis, URL: <http://www.snI.salk.edu/~shlens/pca.pdf>, New York University, 2009.
- [9] Weis, M.: Verwendung von Texturparametern bei der Klassifizierung von hochauflösenden Satellitendaten, Diplomarbeit: Universität Hannover, 2000.
- [10] Canon: Bedienungsanleitungen EOS-Spiegelreflexkameras. URL: <http://www3.canon.de/pro/bda/fot/eos/>, Stand: 15.02.2011.
- [11] Kaiser Fototechnik: Kamerastative und Beleuchtungen. url: [www.kaiser-fototechnik.de/pdf/prospekte/repro\\_de.pdf](http://www.kaiser-fototechnik.de/pdf/prospekte/repro_de.pdf), Stand: 07.03.2011.
- [12] Merz, R. und Stechl, K.: Licht und Belichtung in der Fotografie, 2. Auflage: dpunkt Verlag, 2009
- [13] unihedron: Electromagnetic Radiation Spectrum Poster. URL: <http://unihedron.com/projects/spectrum/>, Stand: 17.02.2011
- [14] Walter Gellert, Herbert Kästner, Dr. Siegfried Neuber: Lexikon der Mathematik, Verlag: VEB Bibliographisches Institut Leipzig, Leipzig 1975.

- [15] M. Prakash and M. Narasimha Murty, A genetic approach for selection of (near-) optimal subsets of principal components for discrimination, 1995
- [16] Y. Ohta , T. Kanade, and T.Sakai, Color information for region segmentation, Computer Graphics and Image Processing, vol. 13, 1980
- [17] R. Albert, W. Stolz, W. Abmayr and H.Harms, Klassifikation melanozytärer Hautveränderungen anhand makroskopischer Farbaufnahmen . Springer 1993
- [18] H.-H. Ehrlicke: Medical Imaging, Vieweg Verlag 1997
- [19] DKOU 2010: Sebastian Jäger, C. Fromm, J.B. Seeger, M. Clarius, R.G. Bitsch: Die tibiale Zementverteilung beim unikompartimentellen Kniegelenkersatz. url: <http://www.egms.de/static/de/meetings/dkou2010/10dkou582.shtml>, Stand: 04.03.2011.
- [20] Patric Raiss et al.: Bone cement penetration pattern and primary stability testing in keeled and pegged glenoid components. J Shoulder Elbow Surg.(2010)1-9.
- [21] Charnley J.: Anchorage of the femoral Head Prosthesis to the shaft of the femur. J Bone Joint Surgery, vol. 42 B, Manchester 1960.
- [22] Dept. of Orthopedics, Lund University Hospital: Annual Report 2010 -The Swedish Knee Arthroplasty Register, S.9-14, Sweden 2010.
- [23] Australian Orthopaedic Association: Annual Report 2010: National Joint Replacement Registry. url: <http://www.dmac.adelaide.edu.au/aoanjrr/publications.jsp?section=reports2010>, Stand: 05.03.2011.
- [24] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins: Digital Image Processing Using MATLAB: Bayes classification of multispectral data, Ex. 13.2, S. 686 – 690. Gatesmark Publishing, Second Edition, 2009.
- [25] Steffen J. Breutsch, Henrik Malchau: The Well-Cemented Total Hip Arthroplasty. Springer Verlag, S. 52-55, 2005.
- [26] M. Clarius, D. Haas , P.R. Aldinger , S. Jaeger , E. Jakubowitz , J.B. Seeger: Periprosthetic tibial fractures in unicompartmental knee arthroplasty as a function of extended sagittal saw cuts: An experimental study. Elsevier, The Knee 17 (2010) 57–60, Januar 2010.
- [27] M. Clarius , G. Mohr, S. Jaeger, J.B. Seeger, R.G. Bitsch:Femoral fixation pattern in cemented Oxford unicompartmental knee arthroplasty — An experimental cadaver study. Elsevier, The Knee 17 (2010) 398–402, January 2010.

## Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich an Eides statt, dass ich die vorliegende Diplomarbeit

„Klassifikation von Knochen und Zementstrukturen in endoprothetischen Schnittbildern,

selbstständig und ohne fremde Hilfe angefertigt habe. Ich habe dabei nur die in der Arbeit angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt.

Zudem versichere ich, dass ich weder diese, noch inhaltlich verwandte Arbeiten als Prüfungsleistungen in anderen Fächern eingereicht habe oder einreichen werde.

---

(Ort, Datum)

---

Marcus Schleppe