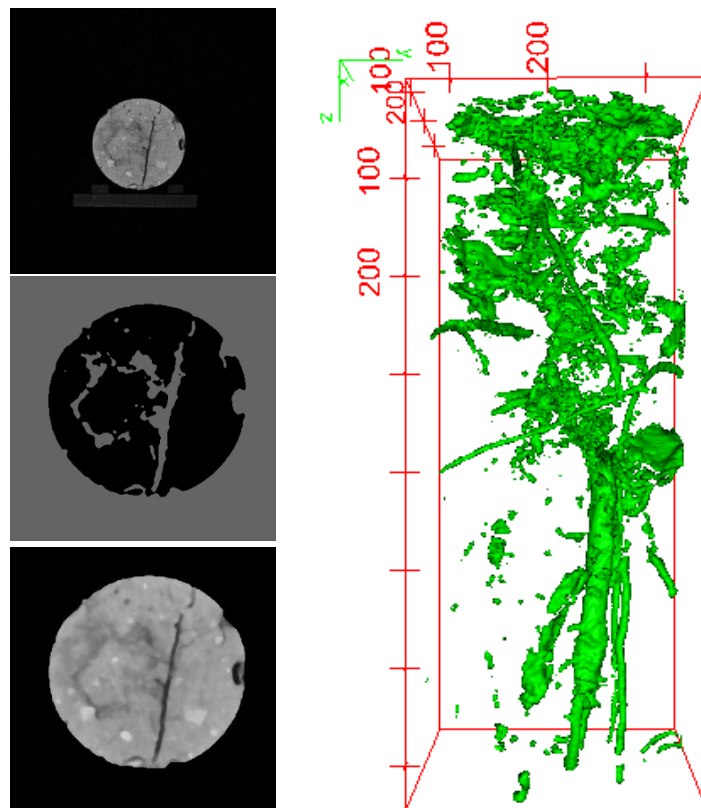


Merle Koelbing (geb. Köhn)

Charakterisierung des Porenraums von Bodenmonolithen mittels Computertomographie und Vergleich mit Beregnungs- und Ausflussversuchen



**Masterarbeit unter der Leitung von Frau Dr. Heike Puhlmann
Freiburg im Breisgau, Februar 2014**

Professur für Hydrologie
Institut für Geo- und Umweltwissenschaften
der Albert-Ludwigs-Universität Freiburg i. Br.

Merle Koelbing (geb. Köhn)

Charakterisierung des Porenraums von Bodenmonolithen mittels Computertomographie und Vergleich mit Beregnungs- und Ausflussversuchen

Referentin: Dr. Heike Puhlmann
Korreferentin: Prof. Dr. Friederike Lang

Masterarbeit unter der Leitung von Frau Dr. Heike Puhlmann
Freiburg im Breisgau, Februar 2014

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich ganz herzlich und aufrichtig bei allen bedanken, die mich während der Masterarbeits-Zeit begleitet und unterstützt haben. Mein Dank geht an:

- Frau Dr. Heike Puhmann für die Vergabe des Themas, die Bereitstellung der Daten und die unkomplizierte, flexible Betreuung
- Frau Prof. Dr. Friederike Lang für die Übernahme des Korreferats
- Katharina Gimbel für die angenehme Büroatmosphäre, die Hilfe und den Beistand, wann immer es nötig war
- Herrn Prof. Dr. Markus Weiler für die Starthilfe in IDL und wegweisende Gespräche
- Rafael Baumgartner für die Beantwortung meiner Fragen bezüglich der CT-Messungen
- Patrick Pyttel für das engagierte und kompetente Korrekturlesen
- alle weiteren fleißigen Korrekturleser
- meine Freunde und alle, die mir zugehört haben, wenn ich Redebedarf hatte und die für mich da waren, wenn ich eine Abwechslung nötig hatte
- Mieke Siri Koelbing dafür, dass sie mir immer wieder gezeigt hat, dass es Bedeutenderes gibt, als DIE perfekte Formulierung oder DIE perfekte Abbildung. Dadurch bin ich wunderbar auf dem Teppich geblieben.
- meine Eltern für den Einsatz als Baby Sitter, wenn es mal eng war, und dafür, dass ich dieses Angebot immer mit bestem Gewissen annehmen konnte. Ich danke euch für euer Vertrauen, das ihr in mich und meine Pläne habt und die Anregungen, wenn ihr anderer Meinung seid.
- Friedemann Hanns Koelbing für ALLES! Danke, danke, danke! Mit dir ist es einfach wunderbar!

Inhaltsverzeichnis

I	Verzeichnis der Abbildungen im Text.....	iii
II	Verzeichnis der Tabellen im Text.....	viii
III	Verzeichnis der Abbildungen im Anhang.....	x
IV	Abkürzungen und Einheiten	xi
	Zusammenfassung.....	xiii
	Extending Summary.....	xv
1	Einleitung.....	1
1.1	Problemstellung	1
1.2	Ziele der Arbeit.....	2
1.3	Einführung in die Computertomographie (CT)	2
1.3.1	Anfänge und aktueller Stand der CT-Technologie.....	2
1.3.2	Grundlagen und Funktionsweise der Computertomographie	3
1.3.3	Computertomographie in der Hydrologie.....	7
1.4	Infiltration – Beregnungsversuche mit Brilliant Blue.....	10
1.4.1	Verknüpfungsmöglichkeiten zwischen den Ergebnissen aus Brilliant- Blue-Versuchen und der CT-Bildauswertung	11
1.5	Retention und Leitfähigkeit – Multistep-Outflow-Verfahren.....	11
1.5.1	Verknüpfungsmöglichkeiten zwischen den Ergebnissen aus MSO- Versuchen und der CT-Bildauswertung	14
2	Material und Methodik.....	15
2.1	Untersuchungsflächen.....	15
2.2	Beprobung und daraus resultierende Datengrundlagen	16
2.2.1	Beregnungsversuche mit Brilliant Blue.....	17
2.2.2	Multistep-Outflow-Verfahren.....	17
2.2.3	Computertomographie	18
2.3	Verwendete Software.....	19

2.4	Auswertung des Beregnungsversuchs mit Brilliant Blue	19
2.5	Auswertung des Multistep-Outflow-Verfahrens.....	20
2.6	CT-Bildanalyse	21
2.6.1	Bilder erstellen, sichten und vorbereiten (ImageJ)	21
2.6.2	Boden extrahieren (IDL)	24
2.6.3	Identifizierung von Bereichen mit unterschiedlichen Grauwerten	30
2.6.4	Erstellen von Netzwerken.....	32
3	Ergebnisse	38
3.1	Ergebnisse der Beregnungsversuche mit Brilliant Blue	38
3.2	Ergebnisse der Multistep-Outflow-Versuche	42
3.2.1	Retention.....	42
3.2.2	Hydraulische Leitfähigkeit	44
3.3	Ergebnisse der CT-Bildanalyse.....	46
4	Diskussion	55
4.1	Bewertung der CT-Bildanalyse.....	55
4.1.1	Wahl der Software	55
4.1.2	Bewertung des Aufbaus der Routine	56
4.1.3	Bewertung der in der Routine angewendeten Methodik	57
4.2	Bewertung der Ergebnisse der CT-Bildanalyse	62
4.2.1	Vergleich: Ergebnisse der CT-Bildauswertung und Ergebnisse der Beregnungsversuche mit Brilliant Blue.....	66
4.2.2	Vergleich: Ergebnisse der CT-Bildauswertung und Ergebnisse des Multistep-Outflow-Verfahrens	67
4.3	Schlussfolgerung.....	75
4.4	Weiterer Forschungsbedarf.....	76
5	Literaturverzeichnis.....	78
6	Anhang	81

I Verzeichnis der Abbildungen im Text

Abbildung 1: Schematische Darstellung eines medizinischen CT-Scanners im Querschnitt. Verändert nach Wildenschild et al. (2002).	4
Abbildung 2: Verteilung von photoelektrischem und Compton-Effekt als Funktion der Energie (keV) und der Ordnungszahl. Verändert nach Duchesne et al. (2009).	5
Abbildung 3: Lage der drei Biodiversitätsexploratorien der DFG in Deutschland, darunter das Biosphärenreservat Schorfheide-Chorin (URL5).	15
Abbildung 4: Lageplan über die Probeentnahmestellen auf einem Versuchsplot. Probeentnahmestellen für verschiedene Jahre sind nebeneinander kreisförmig um den Baum herum angeordnet. Alle Maße in cm. BB: Brilliant Blue, SZ: Stechzylinder für den MSO-Versuch. Freundlicher Weise zur Verfügung gestellt von Katharina Gimbel (2014).	16
Abbildung 5: Exemplarische Bilder für den Monolithen SEW48 mit Boden gefüllt (links) und ohne Boden (Mitte) sowie SEW16 ohne Rohr (rechts).	22
Abbildung 6: Oberstes Bild der Monolithen SEW48 und SEW49; die gelben Kreise zeigen die Lage des Bodens im jeweils untersten Bild.	22
Abbildung 7: Endgültiger Bildausschnitt für die Weiterverarbeitung; exemplarisch für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 (v.l.n.r.) das 100. Bild (entspricht 100 mm Tiefe).	23
Abbildung 8: Grauwertverteilungen der Bilderstapel der Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.	24
Abbildung 9: Vergleich eines ungefilterten (links) mit einem gefilterten Bild (rechts) (Monolith SEW16, 100. Bild).	25
Abbildung 10: Grauwertverteilungen (rel. Häufigkeiten) der drei Monolithe, nachdem alle Bilder 2-fach mit dem Median-Filter bearbeitet wurden (durchgezogenen Linien). Die gestrichelten Linien zeigen die Verteilungen der ungefilterten Bilder.	26
Abbildung 11: Grauwertverteilungen der drei Monolithe (2-fach gefiltert), mit der horizontalen Linie durch das gemittelte lokale Maximum des Rohrs und die sich mit ihr ergebenden Schnittpunkte mit den aufsteigenden Ästen der lokalen Maxima der Böden. Aus den Schnittpunkten resultieren die Grenzwerte für jeden Monolithen (vertikale Linien, gelb: SEW49, blau: SEW48, rot: SEW16).	27
Abbildung 12: Exemplarisch für jeden der drei Monolithe das 100. Bild jeweils nach der Klassifizierung mit dem zuvor ermittelten Grenzwert.	28
Abbildung 13: Exemplarisch ausgewähltes maskiertes Bild; links mit Artefakten, rechts mit korrigierter, fertiger Maske.	28

- Abbildung 14: Exemplarisch für jeden der drei Monolithe das 100. Bild 2-fach gefiltert und maskiert (v.l.n.r.: SEW16, SEW48, SEW49). 29
- Abbildung 15: Grauwertverteilungen (rel. Häufigkeiten) der 2-fach gefilterten und maskierten Bilderstapel der Monolithe (durchgezogenen Linien). Die gestrichelten Linien zeigen die Verteilungen der ungefilterten und unmaskierten Bilder. Die rel. Häufigkeit wird jeweils auf die Gesamtanzahl Voxel der Bilderstapel ($360 \times 360 \times \text{Anzahl Bilder}$) bezogen. Der rel. Anteil des Hintergrunds ($HU=0$) ist für die maskierten Bilder nicht angegeben. 30
- Abbildung 16: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte der drei Monolithe (nur Bodenkörper); Anteile beziehen sich auf das Volumen des Bodens (Inneres der Masken); zusätzlich eingezeichnet die Grenzwerte der 15 Grauwertklassen (vertikale Linien, grau gestrichelt) (s. Tabelle 6). 31
- Abbildung 17: Links: binäres Bild entstanden durch die einfache Anwendung des Grenzwertes VI auf das in 108 mm Tiefe des Monolithen SEW48 aufgenommene Bild; klassifizierte Bereiche und Hintergrund erscheinen schwarz, nicht klassifizierter Boden erscheint weiß. Rechts: dasselbe Bild nach erneuter Verwendung der Maske und weiteren Bearbeitungsschritten; klassifizierte Bereiche erscheinen weiß, Hintergrund und nicht klassifizierter Boden erscheinen schwarz. Klassifizierte Bereiche, die zwischen nicht klassifiziertem Boden und Hintergrund liegen, sind im rechten Bild eindeutig identifizierbar und können somit auch in Berechnungen berücksichtigt werden. Bilder wie das rechts dargestellte, können in ImageJ im 3D-Viewer verwendet werden. 32
- Abbildung 18: Links: beispielhaft dargestelltes binäres Bild mit 0/weiß: Hintergrund; 1: nicht klassifizierter Boden; grau: klassifizierter Boden; orange: klassifizierter Boden, welcher nicht als solcher erkennbar ist, weil er an den Hintergrund grenzt. Rechts: dasselbe Bild mit gelabelten Bereichen; Farbzuordnungen wie in der linken Abbildung, außer das orange markierte Pixel mit dem Label 3, welches durch die Verwendung der Maske zuvor dem Boden zugeordnet und nun gelabelt werden konnte. 32
- Abbildung 19: Verknüpfung der Regionen zu Netzwerken exemplarisch für drei aufeinander folgende Bilder $i-1$, i , $i+1$; fett und dunkelgrau: Pixel sind im aktuellen Bild eine Region/ein Netzwerk; fett und weiß: Pixel sind im darüber liegenden Bild eine Region/ein Netzwerk; hellgrau: Pixel werden durch „dilate“ temporär zu der Region dazu genommen; hellgrau und fett: Pixel ist im darüber liegenden Bild ein Netzwerk. Zahlen stehen für Label von Regionen, ein vorangestelltes n kennzeichnet ein Netzwerklablel. 34

Abbildung 20: Queransicht von exemplarisch dargestellten aufeinander folgenden Bildern. Zahlen stehen für die Label, die vorangestellte Buchstaben r und n jeweils für Region und Netzwerk. Links sind lediglich die Regionen identifiziert, rechts bereits die Netzwerke gebildet. Dabei ist deutlich, wie ein Ast abgeschnitten wird (n2), wenn sich zwei Äste zu einem Netzwerk verbinden. In einem Korrekturdurchlauf würde das Label n2 im rechten Bild dann durch das Label n3 überschrieben werden.	35
Abbildung 21: Flussdiagramm über die Abfolge der einzelnen Programmdateien und die jeweils verwendete Software. IDL-Programme, die graugestrichelt umrandet sind, werden für jeden Monolithen je Klasse einmal durchlaufen. IDL-Programme ohne Umrandung werden nur einmal je Monolith durchlaufen.	37
Abbildung 22: Volume Density [-] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Farblich differenziert sind die Anteile für acht Klassen der SPW; die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Tiefe der Profilunterkante.	39
Abbildung 23: Surface Area Density [-/cm] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Tiefe der Profilunterkante.	41
Abbildung 24: Fließtypen für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [mm].	42
Abbildung 25: Linke Seite: Porenvolumen [cm ³ /cm ³] je Tiefenstufe für die drei Versuchsflächen SEW16, SEW48 und SEW49 mit zusätzlicher Untergliederung in Grobporen, grobe Mittelporen, feine Mittelporen und Feinporen (Grauabstufung von dunkel nach hell). Rechte Seite: pF-Kurven für dieselben Versuchsflächen, farblich unterschieden nach Tiefenstufe; theta [cm ³ /cm ³] bezeichnet den Porenraum bezogen auf das Gesamtprobenvolumen, welcher für eine gesättigte Probe beim jeweils angelegten Unterdruck noch wassergefüllt sind.	43
Abbildung 26: Hydraulische Leitfähigkeit in log ₁₀ (cm/s) in Abhängigkeit des pF für die drei Plots und die angegebenen Tiefenstufen [cm]. Die senkrechten graugestrichelten Linien markieren pF=1,8 und pF=4,2.	45
Abbildung 27: Mittlere Grauwerte je mm Tiefe für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Senkrechte gestrichelte Linien in der entsprechenden Farbe zeigen das arithmetische Mittel der Grauwerte für den gesamten Monolithen mit 1789 (SEW16), 1568 (SEW48) und 1496 (SEW49).	47
Abbildung 28: Tiefenprofil über die Häufigkeitsverteilung der Grauwerte mit 15 Klassen je mm Tiefe (je Bild) für die drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Für die	

Grenzwerte siehe Tabelle 10. Man beachte die unterschiedliche Achsenskalierung zwischen den drei Abbildungsspalten: Links: 0-1; Mitte: 0-0,1; rechts: 0,9-1.....	48
Abbildung 29: Kumulierte rel. Häufigkeit der Grauwerte für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.....	49
Abbildung 30: 3D-Darstellung aller Voxel mit Grauwerten <650. V.l.n.r.: SEW16 (rot), SEW48 (blau), SEW49 (grün). Erstellt in ImageJ mit dem 3D-Viewer. Skalierung: Entfernung [mm] von der entsprechenden Bildecke.	50
Abbildung 31: 3D-Darstellung aller Voxel mit Grauwerten <1250. V.l.n.r.: SEW16 (rot), SEW48 (blau), SEW49 (grün). Erstellt in ImageJ mit dem 3D-Viewer. Skalierung: Entfernung [mm] von der entsprechenden Bildecke.	51
Abbildung 32: Maximale vertikale Länge [cm] der Netzwerke (Grauwerte < 650), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16....	51
Abbildung 33: Maximale vertikale Länge [cm] der Netzwerke (Grauwerte < 1250), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16....	52
Abbildung 34: Maximales Volumen [cm ³] der Netzwerke (Grauwerte < 650), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16....	52
Abbildung 35: Maximales Volumen [cm ³] der Netzwerke (Grauwerte < 1250), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16....	53
Abbildung 36: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte für die Bilderstapel der Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49 (360 x 360 Pixel).....	56
Abbildung 37: Flussdiagramm über die einzelnen Arbeitsschritte mit Zielverzeichnissen und Speicherplatzbedarf exemplarisch für SEW16 mit 541 Bildern. Rot umrandet sind die Elemente der Routine, davon sind diejenigen Arbeitsschritte graugestrichelt umrandet, die für jede Klasse einzeln, also 15-mal durchlaufen werden. Außerhalb des roten Rahmens stehen die Zielverzeichnisse (fett), in Klammern dahinter die Dateinamen mit dem jeweiligen Speicherplatzbedarf. Grau hinterlegt sind Ausgaben, auf die ohne eine Straffung der Routine bereits jetzt verzichtet werden kann.	57
Abbildung 38: Links: ungefiltertes Bild, rechts: zweifach gefiltertes Bild (5 x 5 Pixel Medianfilter). In beiden Bildern sind Pixel mit Grauwerten >2000 rot markiert.	59

- Abbildung 39: Monolith SEW49, Netzwerke für Grauwerte <1250 (Klasse VI); je Label eine Farbe; links: erste Verknüpfung, Mitte: nach dem ersten Korrekturdurchgang, rechts: nach dem zweiten Korrekturdurchgang. 62
- Abbildung 40: Mittlere Grauwerte je mm Tiefe für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Senkrechte gestrichelte Linien in der entsprechenden Farbe zeigen das arithmetische Mittel der Grauwerte für den gesamten Monolithen mit 1789 (SEW16), 1568 (SEW48) und 1496 (SEW49). Ergänzt wird die Abbildung durch CT-Aufnahmen aus ausgewählten Tiefen..... 63
- Abbildung 41: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte der drei Monolithe (nur Bodenkörper); Anteile beziehen sich auf das Volumen des Bodens (Inneres der Masken); zusätzlich eingezeichnet die mittleren Grauwerte (arithm. Mittel) über die gesamten Monolithe mit SEW16: 1789, SEW48: 1568, SEW49: 1496 (vertikale Linien, farblich entsprechend gestrichelt). 64
- Abbildung 42: Variante A; Summenkurven der Porosität in Abhängigkeit des Grauwertes für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Vertikale gestrichelte Linien repräsentieren den Grauwert für die jeweilige Makroporosität der Monolithen (0,26 (SEW16), 0,16 (SEW48) und 0,23 (SEW49), s. Tabelle 18); farblich entsprechend gekennzeichnet. 72
- Abbildung 43: Variante C; Summenkurven der Porosität in Abhängigkeit des Grauwertes für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Vertikale gestrichelte Linien repräsentieren den Grauwert für die jeweilige Makroporosität der Monolithen (0,26 (SEW16), 0,16 (SEW48) und 0,23 (SEW49), s. Tabelle 18); farblich entsprechend gekennzeichnet. 73
- Abbildung 44: Volume Density [-] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Farblich differenziert sind die Anteile der acht Klassen der SPW; die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe. 81
- Abbildung 45: Surface Area Density [-/cm] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe. 82
- Abbildung 46: Fließtypen für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [mm]. 83

II Verzeichnis der Tabellen im Text

Tabelle 1: Zusammenhänge zwischen Matrixpotential [hPa], pF-Wert und Porendurchmesser [µm].	12
Tabelle 2: Daten zu den drei Versuchsplots SEW16, SEW48, SEW49, aus „EP_all_exploratives“ (Excel File ID: 10580), Version 2.3.3., BExIS Datenbank (zur Verfügung gestellt von Katharina Gimbel, Mitarbeiterin Professur für Hydrologie, Universität Freiburg).	16
Tabelle 3: Versatz in der Lage des Rohrs zwischen oberstem und unterstem Bild in x- und y-Richtung, für die Monolithe SEW48 und SEW49, sowie deren Neigung in ° ebenfalls differenziert in x- und y-Richtung.....	23
Tabelle 4: Kennwerte der Grauwerteverteilungen für die Bilderstapel je Monolith.	23
Tabelle 5: Volumen der Monolithe in Mio. Voxel sowie Kennwerte ihrer Grauwertverteilung (nur Bodenkörper, 2-fach gefiltert).	29
Tabelle 6: Grenzwerte für die Unterteilung des Bodens in Bereiche unterschiedlicher Grauwerte.	30
Tabelle 7: Gesamtporosität [%] je Tiefenstufe und Versuchsfläche. In Klammern ist die Makroporosität angegeben.....	44
Tabelle 8: Hydraulische Leitfähigkeiten [$\log_{10}(K(pF)[\text{cm/s}])$] für alle drei Plots für pF=0, pF=1,8 und pF=4,2. Angegeben werden jeweils der minimale (min) und maximale Wert (max), sowie das arithmetische Mittel (mean) aller Tiefenstufen.	45
Tabelle 9: Gesättigte hydraulische Leitfähigkeit [$\log_{10}(\text{cm/s})$] für alle drei Plots für die angegebenen Tiefenstufen [cm]......	46
Tabelle 10: Ergänzende Tabelle zu Abbildung 28.	48
Tabelle 11: Relative Häufigkeit [%] der Klassen III bis X für die drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.....	50
Tabelle 12: Anzahl (n), Gesamtvolumen (V_{gesamt}), gesamte vertikale Länge (vL_{gesamt}) und durchschnittliches Volumen (V_{gesamt}/n) der Netzwerke unterschieden nach Monolith für Grauwerte <650 und <1250. Zusätzlich die Anzahl Netzwerke mit einer Mindestlänge (vertikal) von 10 cm ($n_{vL>10 \text{ cm}}$). Außerdem die Anzahl Netzwerke, welche in den oberen 10 cm des Monolithen beginnen, das für diese Netzwerke beobachtete maximale Volumen (Vol_{max}) sowie die maximale vertikale Länge (vL_{max}) (in Klammern die Starttiefe [cm] der jeweiligen Netzwerke), für dieselben Monolithe und Grenzwerte.....	54
Tabelle 13: Anzahl der in der jeweiligen Tiefe [mm] beginnenden Netzwerke für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 für die Klassen III (Grauwerte <650) und VI (Grauwerte <1250).	54

Tabelle 14: Variante A: Lagerungsdichte ρ_a [g/cm ³] (Formel 12) und Voxelporosität [] (Formel 8) für bestimmte Grauwerte.....	69
Tabelle 15: Variante B: Voxelporositäten []; ermittelt durch die lineare Interpolation zwischen 1 und 0 für die entsprechenden CT-Werte 0 bzw. 2000.	70
Tabelle 16: Variante C: Für bestimmte CT-Werte mit der Beziehung $y = a * x + b$ berechnete Voxelporositäten. y = CT-Werte, x =Voxelporosität. Für CT-Werte, für die die berechnete Porosität <0 ist, wurde – eingetragen. Sie wird als 0 betrachtet.....	71
Tabelle 17: Gesamtporositäten [%] der drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49, geschätzt über drei verschiedene Beziehungen zw. Grauwert und Porosität (Varianten A, B und C).	71
Tabelle 18: Grenzwerte zur Abgrenzung derjenigen Bereiche in den CT-Bildern, welche insgesamt die Makroporosität ausmachen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 und die Varianten A und C.....	73
Tabelle 19: Netzwerkporositäten für Netzwerke mit Grauwerten <1250 für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49, berechnet mithilfe der rel. Häufigkeiten der Voxelporositäten nach Variante A und C.....	74

III Verzeichnis der Abbildungen im Anhang

Abbildung 44: Volume Density [-] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Farblich differenziert sind die Anteile der acht Klassen der SPW; die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe.	81
Abbildung 45: Surface Area Density [-/cm] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe.	82
Abbildung 46: Fließtypen für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [mm].	83

IV Abkürzungen und Einheiten

%	Prozent
°	Grad
1h, 2h, 3h	eine Stunde, zwei, drei Stunden Berechnungsdauer
2D	zweidimensional/e
3D	dreidimensional/e
arithm.	arithmetisch
BB	Brilliant Blue
bit	binary digit (1 oder 0)
bzw.	beziehungsweise
C	Celsius
ca.	circa
cm	Zentimeter
cm ³	Kubikzentimeter
CT	Computertomographie
DFG	Deutsche Forschungsgemeinschaft
d.h.	das heißt
et al.	et alter
FVA	Forstliche Versuchs- und Forschungsanstalt
g	Gramm
GB	Gigabyte
hPa	Hektopascal
HU	Hounsfield Unit
inkl.	inklusive
IDL	Interactive Data Language
i.d.R.	in der Regel
keV	Kiloelektronenvolt
L	Liter
m	Meter
mA	Milliampere
max	maximal/e/er, Maximum
MB	Megabyte
µm	Mikrometer
Mio.	Millionen
mm	Millimeter
mm ²	Quadratmillimeter
mm ³	Kubikmillimeter

MS	Microsoft
MSO	Multistep-Outflow
n	Anzahl
NN	Normalnull
pF	dekadischer Logarithmus des negativen Matrixpotentials
PVC-U	hartes PVC, polyvinyl chloride unplasticized
Pixel	Picture Element
R ²	Bestimmtheitsmaß
rel.	relativ
RMSE	Root-mean-square error
s.	siehe
SD	Surface Area Density
SEW	Schorfheide Exploratorium Wald
s.o.	siehe oben
SPW	Stained Path Width
t	Zeitpunkt
URL	Uniform Resource Locator
u.A.	unter Anderem
ü.	über
V	Volumen
v.l.n.r.	von links nach rechts
VD	Volume Density
vL	vertikale Länge
Voxel	"volumetric pixel", Volumenpixel
z.B.	zum Beispiel

Zusammenfassung

Die Computertomographie findet in den Geowissenschaften immer mehr Anwendungsbereiche. Die schlechte Verfügbarkeit von CT-Geräten, ihre speziellen Eigenschaften und die hohen Kosten, die mit CT-Aufnahmen verbunden sind, hemmen momentan deren Etablierung. Um zu prüfen, inwiefern das CT-Gerät der Forstlichen Versuchs- und Forschungsanstalt (FVA) in Freiburg eine Möglichkeit bietet, bodenhydrologische Fragestellungen zu untersuchen, wurden drei Bodenmonolithe aus der Schorfheide (Brandenburg, Deutschland) mit diesem Gerät (MiCROTEC®, „CT.LOG“) gescannt. Die CT-Aufnahmen haben eine Auflösung von $1,107 \times 1,107 \text{ mm}^2$ mit einer Mächtigkeit von 1 mm. Zunächst wurde in der Programmiersprache IDL eine Routine geschrieben, mit der sich die CT-Bilder bearbeiten und auswerten lassen. Generell gilt im Zusammenhang mit CT-Bildern, dass ein höherer Grauwert und somit ein hellerer Bildbereich eine höhere Dichte des gescannten Materials bedeutet. Entsprechend sind sehr dunkle und somit Bereiche mit niedrigen Grauwerten als sehr porös und daher auch als sehr wasserdurchlässig einzustufen. Da der genaue Zusammenhang zwischen Dichte und Grauwert bzw. Porosität und Grauwert nicht bekannt ist, findet die CT-Bildbearbeitung durch die Routine auf Grundlage der Grauwerte statt. Mit der Routine ist es möglich, die Häufigkeitsverteilung der Grauwerte anhand von 15 Grauwertklassen für jedes Bild zu ermitteln. So entstanden hochaufgelöste Tiefenprofile über die Grauwertverteilung der Monolithen. In einem weiteren Schritt wurden in IDL die in jedem Bild je Klasse identifizierten Grauwertbereiche vertikal zu Netzwerken verknüpft und quantifiziert. Für jedes Netzwerk wurde sein Volumen, seine Starttiefe und Endtiefe berechnet. Mit der Berechnung sogenannter Kennzahlen, wie die Anzahl der Netzwerke, ihr Gesamtvolumen, ihr durchschnittliches Volumen, ihre durchschnittliche vertikale Erstreckung oder auch die Anzahl Netzwerke einer bestimmten Mindestlänge konnten die Monolithe objektiv beschrieben und verglichen werden.

Ein Vergleich der Tiefenprofile der Grauerthäufigkeiten mit den Ergebnissen aus Beregnungsversuchen mit Brilliant Blue zeigte einen Zusammenhang zwischen einem Wechsel im Fließtyp und einer Veränderung in der Grauwertzusammensetzung in sich entsprechenden Tiefen. Es war aber nicht möglich z.B. für jeden Fließtyp eine jeweils charakteristische Grauwertzusammensetzung zu identifizieren. Schließlich wurden annäherungsweise über drei Varianten sogenannte Voxelporositäten berechnet und die Gesamtporosität für jeden Monolithen geschätzt. Vom Probenahmeort der Monolithen standen Retentionskurven zur Verfügung, mit denen die geschätzten Porositäten verglichen werden konnten. Für zwei von drei angewendeten Varianten zeigten die Schätzungen der Gesamtporosität gute Annäherungen. Zusätzlich wurde exemplarisch für die Netzwerke mit Grauwerten <1250 für jeden Monolithen deren mittlere Porosität bestimmt um so einen Bezug zu ihrer Wasserdurchlässigkeit herzustellen. Mit Porositäten von 0,527 bis 0,606 für die Netzwerke mit Grauwerten <1250 werden diese bei der gegebenen Auflösung als stark wasserdurchlässig eingeschätzt und können als präferenzielle Fließwege betrachtet

werden. Dies zeigt, dass es mit der in dieser Arbeit entwickelten Routine möglich ist, vielfältige Auswertungen der gescannten Monolithe hinsichtlich ihrer bodenhydrologischen Eigenschaften vorzunehmen. Dabei gibt es immer noch Unsicherheiten bei der Interpretation der Grauwerte in Bezug auf ihre Dichte bzw. auf ihre Porosität. Daher sollten zusätzliche Informationen zu den Ergebnissen der CT-Bildauswertung herangezogen werden. Diese können durch CT-Scans mit definierten Prüfkörpern und durch Inflow-Outflow- und Farbtracer-Versuche an den untersuchten Monolithen selbst gewonnen werden. Damit könnten die in dieser Arbeit präsentierten Ansätze fortgeführt und die CT-Bildauswertung optimiert werden.

Keywords: Computertomographie, Bodenmonolithe, IDL, ImageJ, Multistep-Outflow, Retention, Porosität, Brilliant Blue

Extendend Summary

X-ray computed tomography is a well-established yet evolving technology for geoscience. However the availability of CT scanners, their specific characteristics and the high costs related with CT scanning often limit their implementation. The aim of this study was to investigate the suitability of the CT scanner (MiCROTEC®, „CT.LOG“) at the “Forstliche Versuchs- und Forschungsanstalt (FVA) Freiburg” (Germany) in evaluating various hydrological characteristics of soil cores. In this study, a routine was built using the programming language IDL to provide image analysis of three natural soil cores previously extracted from Schorfheide (Brandenburg, Germany), which were scanned at a voxel resolution of $1,107 \times 1,107 \times 1 \text{ mm}^3$. In the context of CT scanning, a higher grey-value represents material of higher density. Therefore regions with low grey-values suggest higher porosity and potentially water-permeable areas.

However since the exact relationship between grey-values and soil density and porosity is not known, image analysis is based on the differentiation of grey-values. The developed routine creates high-resolution depth profiles for each soil column showing the grey-value distribution for every single slice on the basis of 15 grey-value intervals. In the next step, all regions classified by one of these 15 grey-value intervals in each image are connected vertically. Volume, depth of beginning and vertical length through the soil column are calculated for each of these so called networks. For the identified networks in each soil core certain 'global' characteristic values were calculated: total number of networks, their total volume, average volume, average vertical length and the number of networks with a defined minimum length. With these characteristic values the soil columns under investigation can be described and compared objectively. An irrigation experiment with the dye tracer Brilliant Blue was previously performed near the location where the soil columns were taken. A comparison of the depth profiles showing the grey-value distribution in the soil column with the results from the irrigation experiment revealed a connection between changes in grey-value composition and changes in flow-type in corresponding depths. A characteristic grey-value composition for each flow-type could not be identified. Finally, approximate voxel porosities were calculated using three different approaches and used to estimate the total porosity of each soil column. Retention curves from a soil profile adjacent to the field of irrigation were used to compare estimated porosities with measured values. Two approaches showed good approximations for total porosity. To establish the connection between networks, water permeability and preferential flow, the porosity of networks with grey-values <1250 was approximated. With porosities ranging from 0.527 to 0.606, networks with grey-values <1250 can generally be considered to provide preferential flow-paths regarding the given resolution of the CT scans.

This demonstrates the suitability of the image-analyzing routine developed in this thesis in estimating soil hydrological characteristics of the scanned soil cores. There are still uncertainties regarding the correlation between grey-values and corresponding soil density and porosity. In order to maximize the potential of the approaches presented in this study, results obtained on the basis of CT-scans should be

combined with additional information. This information can be obtained by scanning objects containing standardized material or by performing inflow-outflow and dye tracer experiments on the soil column under investigation itself. This would help to improve the performed CT-image-analysis.

Keywords: Computertomography, natural soil columns, IDL, ImageJ, Multistep-Outflow, retention, porosity, Brilliant Blue

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Der Boden hat einen großen Einfluss auf den Wasserkreislauf in Einzugsgebieten. Seine Beschaffenheit bestimmt, über welche Abflussbildungsprozesse der nicht verdunstete Niederschlag ins Gewässer gelangt (Davie, 2008). Mit der Kenntnis über Eigenschaften wie das Infiltrationsverhalten sowie die Retentions- und Leitfähigkeit des Bodens lassen sich die in ihm vorherrschenden Fließprozesse einschätzen (Davie, 2008). Verschiedene etablierte Verfahren dienen dazu, diese Eigenschaften zu charakterisieren und zu quantifizieren (Davie, 2008). Diese Methoden sind häufig sehr zeitaufwändig und destruktiv. Ein seit einigen Jahren immer häufiger angewendetes Verfahren zur Untersuchung von Bodenstrukturen und insbesondere der Porenräume ist die Verwendung von Computertomographie(CT)-Aufnahmen (Ketcham und Carlson, 2001; Cnudde et al., 2006). Auch in der Hydrologie fand diese Methode schon Verwendung (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Wildenschild et al., 2002; Císlerová und Votrubová, 2002; Bayer et al., 2004; Elliot et al., 2010). Sie bietet den Vorteil einer schnellen, zerstörungsfreien und hochaufgelösten Erfassung eines Probenvolumens (Ketcham und Carlson, 2001). Problematisch sind dabei momentan die Verfügbarkeit von Geräten und die hohen Kosten des Verfahrens. Zudem besitzen nicht alle Geräte vor allem hinsichtlich der Bildauflösung dieselben Eigenschaften. Daher eignet sich jedes einzelne Gerät nur zur Bearbeitung bestimmter Fragestellungen (Ketcham und Carlson, 2001; Wildenschild et al., 2002; Cnudde et al., 2006).

Mit dem CT-Gerät der Forstlichen Versuchs- und Forschungsanstalt (FVA) in Freiburg bietet sich für die geowissenschaftlichen Fachbereiche der Universität Freiburg, darunter die Hydrologie, eine optimale Gelegenheit, die bisher angewendeten Methoden zu erweitern. Kritisch ist dabei allerdings die sehr grobe Auflösung (ca. 1 mm x 1 mm) der mit diesem Gerät erzeugten Aufnahmen. Sie liegt weit unter den Auflösungen der Aufnahmen, die in bislang veröffentlichten Studien verwendet wurden.

Es muss folglich überprüft werden, inwiefern die Geräteeigenschaften, vor allem aber die grobe Auflösung der resultierenden Bilder, Einschränkungen für die Verwendung der CT-Bilder bedeuten und ob es dennoch möglich ist, bodenhydrologische Erkenntnisse aus ihnen zu gewinnen. Dafür stehen CT-Aufnahmen von drei Bodenmonolithen aus der Schorfheide Chorin zur Verfügung.

Zunächst muss eine Routine entwickelt werden, mit der es generell möglich ist, die CT-Bilder zu bearbeiten und auszuwerten. Die Routine sollte möglichst bestimmte Bereiche in den Bodenmonolithen so quantifizieren und rekonstruieren, dass es möglich ist, daraus hydrologische Eigenschaften des Bodens, wie Infiltration, Retention und Leitfähigkeit abzuleiten. Für diese Eigenschaften stehen Vergleichswerte aus der Anwendung etablierter Methoden zur Verfügung oder werden im Rahmen dieser Arbeit berechnet.

1.2 Ziele der Arbeit

Um Ergebnisse aus der Auswertung von CT-Bildern erhalten zu können, bedarf es angepasster Software und einer methodischen Herangehensweise bei der Bildbearbeitung. Die mit dem verwendeten CT-Gerät gewonnenen Bilder weisen bestimmte Eigenschaften auf, die bei ihrer Auswertung berücksichtigt werden müssen.

Daraus ergeben sich folgende Forschungsfragen:

- Welche Methode eignet sich für die Bearbeitung und Auswertung der mit dem CT-Gerät der FVA gewonnenen Aufnahmen?
- Wie sehr bestimmen die spezifischen Geräteeigenschaften die Eignung der CT-Aufnahmen für die Bearbeitung bodenhydrologischer Fragestellungen?
- Welche Ansatzpunkte bieten sich für Verknüpfungen zwischen der CT-Bildauswertung und den Ergebnissen aus Infiltrations- sowie Multistep-Outflow-Versuchen?

Der Hauptbestandteil dieser Arbeit ist die Entwicklung einer Routine, mit der die CT-Bilder bearbeitet werden können um damit Bereiche mit unterschiedlichen bodenhydrologischen Eigenschaften identifizieren und quantifizieren zu können. Diese sollte möglichst von späteren Anwendern individuell an deren Fragestellungen angepasst werden können.

1.3 Einführung in die Computertomographie (CT)

1.3.1 Anfänge und aktueller Stand der CT-Technologie

Die Computertomographie hat ihren Ursprung in der Entdeckung der Röntgenstrahlen im Jahr 1895 durch Wilhelm Conrad Röntgen (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Cnudde et al., 2006). Anfang der 1900er Jahre entwickelte sich in der Medizin darauf aufbauend das Fachgebiet der Radiologie. Technische Fortschritte und die Entwicklung des mathematischen Gesetzes zur Erstellung der CT-Bilder führten zum Bau des ersten kommerziellen CT-Scanners Anfang der 1970er Jahre durch Cormack und Hounsfield. Die ersten Anwendungen waren auf humanmedizinische Fragestellungen ausgerichtet. Schon bald aber fand die Computertomographie auch in anderen Fachbereichen, vor allem in den Geowissenschaften, Verwendung (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Cnudde et al., 2006). Die Vorteile dieser Methode liegen auf der Hand: Sie ist zerstörungsfrei und bildet das Innere des gescannten Objekts in kurzer Zeit hochaufgelöst ab (Duchesne et al., 2009).

Die in der Medizin verwendeten CT-Geräte müssen eine minimale Exposition der Patienten gewährleisten, dabei aber trotzdem Gewebearten eindeutig voneinander unterscheiden können. Dies erfordert die kombinierte Verwendung von relativ schwachen Röntgenstrahlen und hoch effizienten Detektoren. Da-

mit ist der Anwendungsbereich medizinischer CT-Scanner sehr eingeschränkt. Für industriell verwendete CT-Scanner gibt es diese Einschränkungen nicht, wodurch sie vielfältig optimiert werden konnten. Besonders bezüglich der räumlichen Auflösung konnten seit der Erfindung des Verfahrens große Fortschritte gemacht werden. Mittlerweile sind mit industriellen CT-Geräten Aufnahmen mit einer Auflösung von 1 μm möglich (Clausnitzer und Hopmans, 2000). Bei medizinischen Geräten liegt die Auflösung dagegen im Bereich von 100 – 500 μm (Ketcham und Carlson, 2001).

1.3.2 Grundlagen und Funktionsweise der Computertomographie

Die Hauptbestandteile eines CT-Scanners sind die Röntgenstrahlquelle und der Detektor. Das zu untersuchende Objekt wird von dem Röntgenstrahl durchdrungen und dessen Abschwächung wird vom Detektor erfasst (Ketcham und Carlson, 2001). Die Abschwächung des Röntgenstrahls auf dem Weg durch das Objekt wird von den Detektoren in elektrische Signale umgesetzt (Cnudde et al., 2006). Das besondere an der Computertomographie ist, dass mehrere solcher Messungen aus unterschiedlichen Richtungen durchgeführt werden. Dabei wird das Objekt von allen Seiten in regelmäßigen Abständen gescannt. Je nach Gerät rotieren dafür die Quelle und der Detektor um das Objekt, oder Quelle und Detektor sind fixiert und das Objekt rotiert (Ketcham und Carlson, 2001). Aus den Abschwächungsprofilen der einzelnen Scans wird über einen Computer-Algorithmus das CT-Bild berechnet. Das resultierende Bild zeigt einen Querschnitt des Objekts in der Scan-Ebene in Grauwerten (Cnudde et al., 2006).

In den meisten gegenwärtig verwendeten CT-Geräten wird der Röntgenstrahl über die Verwendung einer Punktquelle aufgefächert. Der Detektor ist dementsprechend verbreitert und gebogen (Cnudde et al., 2006). Abbildung 1 zeigt eine schematische Darstellung eines medizinischen CT-Scanners im Querschnitt. Hinzu kommt, dass der Röntgenstrahlfächer eine definierte Mächtigkeit besitzt. Die Abschwächungswerte in jedem Pixel repräsentieren folglich die Abschwächungseigenschaften eines bestimmten Teilvolumens des Objekts. Man spricht von der Schichtdicke eines Bildes. Gewöhnlich betragen die Schichtdicken 1-10 mm. Korrekterweise muss daher im Zusammenhang von CT-Bildern der Begriff Voxel (volumetric picture element) statt Pixel verwendet werden. Um mit einem Gerät verschiedene Schichtdicken anwenden zu können, sind die Detektoren dort zeilenartig aufgebaut. Die Schichtdicke wird durch die horizontale Einengung des Röntgenstrahlfächers mittels Bleiblenen verursacht. Man spricht daher auch von der Einblendung (Fachbegriff: Kollimation) des Röntgenstrahls (Cnudde et al., 2006). Eine Vielzahl verschiedener Konfigurationen von Quelle, Detektor und Rotationssystem ermöglichen die Herstellung von je nach Untersuchungsobjekt optimierten Geräten. So haben sich mittlerweile Mehrzeilenscans und sogar die Erfassung aller Bildebenen mit nur einem Scan unter der Verwendung eines Röntgenstrahlkegels etabliert (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Wildenschild et al., 2002). Da die meisten der industriell verwendeten Geräte Sonderanfertigungen sind, ist es an dieser Stelle nicht möglich eine detaillierte Übersicht über alle Konfigurationen und deren Verwendungszweck zu geben.

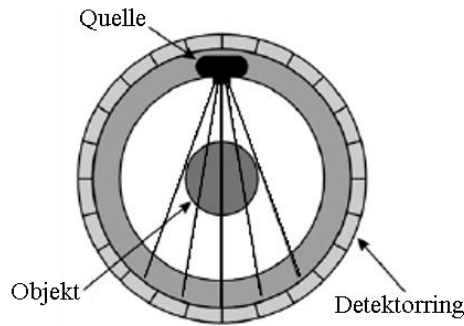


Abbildung 1: Schematische Darstellung eines medizinischen CT-Scanners im Querschnitt. Verändert nach Wildenschild et al. (2002).

Gemeinsam ist allen Gerätevarianten, dass die Abschwächung des Röntgenstrahls, die beim Durchdringen des gescannten Objekts entsteht, gemessen wird und daraus die Grauwerte des resultierenden CT-Bildes berechnet werden. Bei der Interpretation der CT-Bilder müssen die Phänomene, welche die Röntgenstrahlabschwächung bedingen, unbedingt berücksichtigt werden. Im Folgenden werden die sich entsprechenden Darstellungen zur Röntgenstrahlabschwächung aus mehreren Veröffentlichungen zusammenfassend wiedergegeben (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Ketcham und Carlson, 2001; Wildenschild et al., 2002; Cnudde et al., 2006; Duchesne et al., 2009).

Wenn ein Röntgenstrahl ein Objekt durchdringt, wird er durch Streuung und Absorption abgeschwächt. Die Abschwächung erfolgt nach dem Beer'schen Gesetz. Für einen monoenergetischen Strahl durch ein homogenes Medium gilt:

$$I = I_0 * \exp(-\mu x), \quad (1)$$

wobei I die abgeschwächte Intensität, I_0 die Anfangsintensität, μ der materialabhängige Abschwächungskoeffizient und x die Dicke des gescannten Materials ist.

Für den Abschwächungskoeffizienten ergibt sich daraus:

$$\mu = \frac{1}{x} \ln \left(\frac{I_0}{I} \right) \quad (2)$$

Mit dem Abschwächungskoeffizienten μ lässt sich ein CT-Wert auf der Hounsfield-Skala berechnen, der in engem Zusammenhang mit der Dichte des gescannten Objekts bzw. Materials steht. Es gilt:

$$HU = \left(\frac{\mu_{\text{Objekt}} - \mu_{\text{Wasser}}}{\mu_{\text{Wasser}} - \mu_{\text{Luft}}} \right) * 1000 \quad (3)$$

Hierbei ist HU der CT-Wert in Hounsfield-Einheiten und μ_{Objekt} der mit Formel (2) berechnete Abschwächungskoeffizient des gescannten Objekts. μ_{Wasser} und μ_{Luft} sind die Abschwächungskoeffizienten von Wasser bzw. Luft. Der Abschwächungskoeffizient für Wasser μ_{Wasser} wird gemessen, für Luft wird ein

Abschwächungskoeffizient von $\mu_{\text{Luft}} = 0$ angenommen. Somit erhält Luft den CT-Wert -1000 und Wasser den Wert 0. Die CT-Werte lassen sich als Grauwerte eines Bildes darstellen und werden häufig im 12bit-Format abgespeichert, was einer Differenzierung von 4096 Abschwächungen entspricht (Ketcham und Carlson, 2001; Císlerová und Votrubová, 2002). Je heller ein Bereich im Bild erscheint, desto dichter ist dieser. Aus Formel (3) wird der Zusammenhang zw. CT-Wert in HU und der Dichte in mg/cm^3 ersichtlich. So entspricht der CT-Wert für Wasser, 0 HU, mit 1000 addiert der Dichte von Wasser in mg/cm^3 und derjenige von Luft, -1000, mit 1000 addiert der Dichte von Luft in mg/cm^3 . Dies müsste durch die lineare Beziehung zw. dem CT-Wert von Luft und demjenigen von Wasser somit für alle gemessenen CT-Werte gelten. Eine direkte Umrechnung der CT-Werte auf der HU-Skala in die Dichte in mg/cm^3 ist aber nicht zu empfehlen, da nicht nur die Dichte einen Einfluss auf den Abschwächungskoeffizienten besitzt. Die lineare Umrechnung kann daher tatsächlich nur auf Wasser und Luft angewendet werden. Je nach Energie des Röntgenstrahls wird seine Abschwächung nämlich von verschiedenen physikalischen Prozessen dominiert (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Ketcham und Carlson, 2001; Duchesne et al., 2009). Bei der überwiegend verwendeten Energie von 40 bis 140 keV sind dies der photoelektrische Effekt und der Compton-Effekt (Duchesne et al., 2009). Beim photoelektrischen Effekt überträgt das auf ein Atom treffende Photon seine Energie komplett auf ein gebundenes Elektron, wodurch dieses aus der Atomhülle ausgestoßen wird. Beim Compton-Effekt absorbiert ein freies Elektron einen Teil der Energie des Photons als kinetische Energie. Das Photon wird dadurch gestreut und abgeschwächt. Der Compton-Effekt überwiegt bei hohen Energien und bei Atomen mit niedriger Ordnungszahl (Abbildung 2) (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Duchesne et al., 2009).

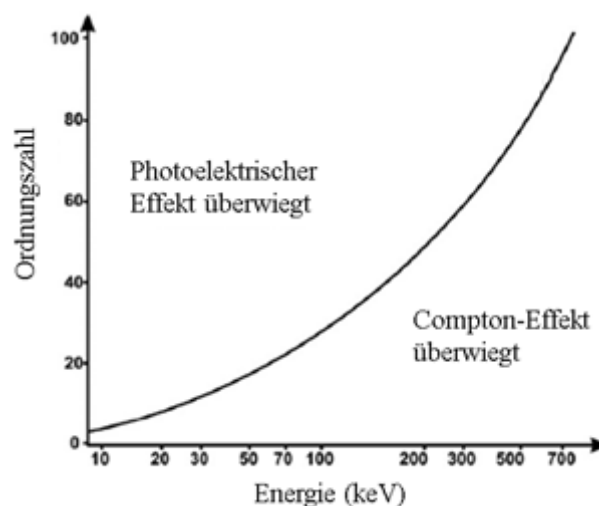


Abbildung 2: Verteilung von photoelektrischem und Compton-Effekt als Funktion der Energie (keV) und der Ordnungszahl. Verändert nach Duchesne et al. (2009).

Die Überlagerung beider Effekte bewirkt, dass der Abschwächungskoeffizient eines jeden Materials von der Energie des Röntgenstrahls abhängt. Mit zunehmender Energie des Röntgenstrahls nimmt der Abschwächungskoeffizient ab. Zusammenfassend gilt deshalb, dass der Abschwächungskoeffizient von der verwendeten Energie und von der Materialzusammensetzung des Objekts abhängt. Lediglich, wenn das gescannte Material komplett homogen hinsichtlich seiner atomaren Zusammensetzung ist und wenn

nur eine Röntgenenergie verwendet wird, hängt der Abschwächungskoeffizient direkt von der Dichte des Materials ab (Clausnitzer und Hopmans, 2000).

Verkomplizierend kommt nämlich hinzu, dass ein Röntgenstrahl meistens nicht nur eine einzige Energie besitzt sondern sich aus einem Energiespektrum mit unterschiedlichen Intensitäten zusammensetzt (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Ketcham und Carlson, 2001). Die mittlere Energie des Spektrums wird als Härte des Röntgenstrahls bezeichnet. Auf dem Weg durch das Objekt werden die Anteile mit niedriger Energie stärker absorbiert als Anteile mit höherer Energie und der Röntgenstrahl wird insgesamt härter, da seine mittlere Energie zunimmt. Für ein bestimmtes Energiespektrum und ein vollkommen homogen zusammengesetztes Objekt gilt: Je weiter der Weg des Röntgenstrahls durch das Material ist, desto höher ist die Energie des Röntgenstrahls und desto niedriger ist der Abschwächungskoeffizient (Ketcham und Carlson, 2001; Wildenschild et al., 2002; Duchesne et al., 2009). Direkte Folge davon ist ein Artefakt in den resultierenden CT-Bildern, welches die Ränder des Objekts heller und somit verhältnismäßig dichter erscheinen lässt, als dessen Zentrum. Dieses Artefakt wird Strahlauhfärtungsartefakt (beam hardening) genannt (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Ketcham und Carlson, 2001; Wildenschild et al., 2002). Ist ein Objekt symmetrisch und homogen aufgebaut, können Fehler, die durch die Strahlauhfärtung entstehen, während der Bildbearbeitung rechnerisch korrigiert werden. Bei unregelmäßig geformten und heterogen zusammengesetzten Objekten ist dies nicht möglich. Das Strahlauhfärtungsartefakt kann zudem reduziert werden, indem der Strahl bereits vor der Durchdringung des Objekts aufgehärtet wird und eine weitere Zunahme der mittleren Energie des Röntgenstrahls kaum noch möglich ist. Weitere Möglichkeiten, das Strahlauhfärtungsartefakt zu vermeiden oder zu verringern, werden in Ketcham und Carlson (2001) ausführlich diskutiert.

Ein weiteres bedeutendes Artefakt ist der sogenannte Partialvolumeneffekt (Ketcham und Carlson, 2001). Dieser beruht darauf, dass ein Voxel die Abschwächungseigenschaften eines bestimmten Teilvolumens des Objekts repräsentiert. Besteht dieses Teilvolumen aus verschiedenen Materialien, wird lediglich eine mittlere Materialeigenschaft widergegeben. Die wahre Zusammensetzung dieses Teilvolumens lässt sich aber anhand der gemessenen Abschwächung nicht rekonstruieren. Es gibt lediglich Lösungsansätze für den Fall von zwei beteiligten Materialien mit ähnlichen Abschwächungskoeffizienten. Besonders aber, wenn zwei Materialien mit sehr verschiedenen Abschwächungseigenschaften wie Luft und Gestein in einem Voxel abgebildet werden, ist die Bestimmung des Mischungsverhältnisses schwierig. Der resultierende CT-Wert für ein derart gemischtes Volumen hängt zudem von der Ausrichtung der Grenzflächen zur Röntgenstrahlrichtung ab. Bei der Untersuchung von zufällig verteilten und angeordneten Hohlräumen wird der Partialvolumeneffekt aber häufig ohne große Konsequenzen ignoriert (Ketcham und Carlson, 2001; Císlerová und Votrubová, 2002). Dennoch besteht eine gewisse Unsicherheit und Ungenauigkeit besonders bei der Bestimmung exakter Volumina eines Materials. Capowiez et al. (1998) geben an, dass ein Objekt die doppelte Kantenlänge eines Pixels als Durchmesser besitzen muss, damit es im Bild anhand seines typischen Grauwertes identifiziert werden kann. Clausnitzer und Hopmans (2000) nennen sogar die dreifache Bildauflösung als Minstdurchmesser.

1.3.3 Computertomographie in der Hydrologie

In den letzten 15 Jahren wurden einige bodenhydrologische Untersuchungen mit dem CT-Verfahren durchgeführt (Clausnitzer und Hopmans, 2000; Císlerová und Votrubová, 2002; Wildenschild et al., 2002; Bayer et al., 2004; Luo et al., 2008; Luo et al., 2010a; Luo et al., 2010b).

Wildenschild et al. (2002) untersuchten, inwiefern sich die feste, flüssige und gasförmige Phase in einem Boden voneinander unterscheiden lassen. Dabei wurde vor allem die Auswirkung unterschiedlich hoher räumlicher Auflösungen (jeweils ca. 400 μm , 150 μm , 75 μm , 17 μm und 7 μm) auf die Aussagekraft der Bilder hinsichtlich der Wassersättigung und Porenstrukturen der untersuchten Proben geprüft. Insgesamt wurden fünf künstlich präparierte Proben mit drei verschiedenen CT-Systemen gescannt. Je nach gewünschter Auflösung waren die Proben unterschiedlich groß. Alle Proben bestanden aus Sand mit einer Korngröße von 0,17 mm, lediglich die Probe, für die eine Auflösung von 75 μm erwünscht war, wurde mit gröberem Sand gepackt (0,47 mm). Alle Proben wurden in gesättigtem und in einem bis zu einem bestimmten Matrixpotential drainierten Zustand gescannt. Da das Wasser mit Kalium-Iodid (KI) angereichert war, entstand ein guter Kontrast zur Matrix und drainierte Bereiche konnten deutlich erkannt werden. Es wurde zudem gezeigt, dass es in den hochaufgelösten Bildern (17 μm und 7 μm) möglich ist, die Wasser- und Gasphase innerhalb des Porenraums voneinander zu unterscheiden. Damit ist es theoretisch möglich, die Fließdynamik im Porenraum zu beobachten und bisher verwendete numerische Modelle zu validieren. Allerdings wird auch deutlich, dass die kleine Probengröße, die für eine so hohe Auflösung erforderlich ist, nicht mehr einem repräsentativen Elementarvolumen entspricht (Wildenschild et al., 2002).

Císlerová & Votrubová (2002) gelang es, unterschiedliche Fließregionen in zwei natürlichen sandigen Böden unter Verwendung eines medizinischen CT-Geräts zu identifizieren. Die Bild-Auflösung je Boden betrug 0,125 mm bzw. 0,234 mm mit einer Schichtdicke von jeweils 1 mm. Es wird angenommen, dass der CT-Wert eines Bildes direkt in die Porosität des entsprechenden Voxels, die sogenannte Voxelporosität, überführt werden kann. Grundlage für diese Annahme sind die Beziehungen zwischen Grauwert im Bild und Dichte des gescannten Materials sowie zwischen Dichte und Porosität.

Über einen Porositätsgrenzwert wird zwischen schnellen und langsamen Fließbereichen unterschieden. Dieser Grenzwert entspricht der Feldkapazität und wird direkt in die Voxelporosität umgesetzt. Alle Voxel mit einem Grauwert unter diesem Grenzwert, werden als präferenzierter Fließweg klassifiziert. Die Wahl des Grenzwertes wird unter anderem anhand von MRT-Bildern und der Verteilung des Farbstoffes Brilliant Blue in bestimmten Tiefen der Proben überprüft. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass es mit dem gewählten Grenzwert möglich war, präferenzuelle Fließwege gut zu klassifizieren. Die Ergebnisse des Brilliant-Blue-Versuches aber zeigten, dass es sich bei den lockereren Bereichen nicht zwangsläufig um wasserführende Bereiche handeln muss, je nachdem, ob gravitative oder kapillare Kräfte den Sickerstrom dominieren. Zusätzlich wurde die Auswirkung von unterschiedlichen Bildauflösungen (0,3 mm, 0,5 mm und 0,6 mm) sowie der Scanrichtung (horizontal und vertikal zur Fließrichtung) auf die kumulative Häufigkeitsverteilung der CT-Werte einer in trockenem Zustand gescann-

ten Probe untersucht. Die Auflösung hatte dabei keinen, die Scanrichtung lediglich einen geringen Einfluss. Letzterer wird auf die Anisotropie der Voxel zurückgeführt. Weder der Strahlaufhärtungseffekt noch der Partialvolumeneffekt fanden in dieser Studie Berücksichtigung.

Bayer et al. (2004) bestimmten die Wasserretentionkurve von Sand (Korngrößendurchmesser: 0,63 – 1,25 mm) im Inneren eines PVC-Rohrs mit einer Höhe von 10 cm und einem inneren Radius von 8,15 cm. Diese Bodensäule wurde mit einem medizinischen CT-Gerät gescannt. Die Voxelgröße betrug $0,4 \times 0,4 \times 0,4 \text{ mm}^3$. Aufgrund der homogenen Zusammensetzung des Materials konnten Unterschiede im Abschwächungskoeffizienten direkt auf Änderungen im Wassergehalt zurückgeführt werden. Veränderungen im Abschwächungskoeffizienten aufgrund des Strahlaufhärtungseffektes wurden ignoriert. Ein Multistep-Outflow-Verfahren wurde durchgeführt. Der Wassergehalt je angelegter Saugspannung wurde sowohl über die CT-Abschwächungskoeffizienten berechnet als auch experimentell über das ausgeflossene Wasservolumen bestimmt. Der CT-Abschwächungskoeffizient wurde über das gesamte Probenvolumen gemittelt. An beide Ergebnisse wurden über inverse Modellierung jeweils die Mualem-van-Genuchten-Parameter (α , θ_r und n) angepasst. Die Parameter unterschieden sich kaum voneinander. Somit eignete sich der gewählte Versuchsaufbau zur Erstellung der Wasserretentionskurve mittels CT-Aufnahmen. Außerdem wurde der Kapillaranstieg von Wasser in einer Glassäule (Höhe: 10 cm, Radius: 7,5 cm) mit 40 % Porenvolumen und unterschiedlichen Porenradien beobachtet. Auch hier werden aufgrund der Homogenität des Materials Unterschiede im Abschwächungskoeffizienten direkt auf Unterschiede im Wassergehalt zurückgeführt. Es wurden vertikale Schnittbilder erzeugt (räumliche Auflösung s.o.). Der Wassergehalt je Tiefenstufe (Intervall: 0,4 mm) und Messzeitpunkt gibt Aufschluss darüber, mit welcher Geschwindigkeit der Kapillaranstieg erfolgt. Es wurden insgesamt über einen Zeitraum von 16 Stunden in zunehmenden zeitlichen Abständen CT-Aufnahmen gemacht. Damit konnte z.B. gezeigt werden, dass die Wassersättigung in der untersten Tiefenstufe zum Zeitpunkt $t = 0$ nicht 100 % beträgt, wie es aber als Randbedingung für die Richards-Gleichung angenommen wird.

Luo et al. (2010a) entwickelten eine Routine zur Identifizierung und Quantifizierung von Makroporennetzwerken in ungestörten Bodenproben. Sie berechneten verschiedene Größen, anhand derer die Makroporennetzwerke charakterisiert und verglichen werden konnten. Für ihre Analyse verwendeten sie je fünf Bodenmonolithe (Höhe: 350 mm, Durchmesser: 102 mm) von zwei hinsichtlich Struktur und Textur verschiedenen Böden (schluffiger Lehm und feiner Sand) aus Pennsylvania. Diese Bodensäulen wurden in einem medizinischen CT-Gerät gescannt. Die Bilder besaßen eine Auflösung von $0,234 \times 0,234 \times 2 \text{ mm}$. Mittels ImageJ wurden die Bodenkörper aus den Bildern extrahiert, wobei zusätzlich ein schmaler Bereich vom Rand des Bodens entfernt wurde, um Störungen, die durch die Probenahme entstanden sind, von den Berechnungen auszuschließen. Es wurde ein in ImageJ implementierter Segmentierungsalgorithmus („maximum entropy threshold algorithm“) verwendet, mit dem die Makroporen über ihre Grauwertcharakteristik vom restlichen Boden unterschieden und klassifiziert wurden. Mit der Software Avizo 5 wurde das Makroporennetz rekonstruiert und folgende Parameter berechnet: Die Makroporosität, die Tiefenverteilung der Makroporosität, die Makroporennummer (An-

zahl der unabhängigen Netzwerke, die den Boden von oben bis unten verbinden), die Häufigkeitsverteilung der Makroporengröße (wobei die Größe einer Makropore hier über deren Volumen definiert ist), das mittlere Porenvolumen, und die Oberfläche aller Makroporen. Eine Skelettierung des Makroporennetzwerkes wird von den Autoren als sehr kritisch angesehen, wurde aber dennoch vorgenommen, um die Verzweigungen von Poren und ihre effektive Länge identifizieren zu können. Die so erhobenen Ergebnisse können genutzt werden um die Böden hinsichtlich ihrer Makroporosität anhand weniger aber aussagekräftiger Werte charakterisieren und vergleichen zu können. Berechnet wurde die Netzwerkdicke (Anzahl Netzwerke im Referenzraum), Verknüpfungsdichte (Anzahl Knotenpunkte im Referenzraum), Längendichte (Gesamtlänge aller Netzwerke im Referenzraum) und die Tortuosität als Verhältnis der tatsächlichen Länge zur kürzest möglichen Verbindung zwischen Beginn und Ende der Makropore (gemittelt für Referenzraum). Zudem wird die mittlere vertikale Länge der Netzwerke betrachtet, da sie die vertikale Konnektivität wiedergibt. Anhand dieser Kenngrößen war es möglich, die Unterschiede in Struktur und Textur der beiden untersuchten Böden eindeutig darzustellen.

Obwohl in der Studie von Luo et al. (2010a) primär keine bodenhydrologische Untersuchung stattfand, lassen sich die von ihnen verwendeten Kenngrößen gut verwenden, um hydrologische Eigenschaften eines Bodens zu charakterisieren.

Eine Vielzahl ähnlicher Untersuchungen wie die zuvor beschriebenen Studien wurde bisher durchgeführt (Pal und Pal, 1993; Capowiez et al., 1998; Pierret et al., 1999; Perret et al., 1999; Kasteel et al., 2000; Clausnitzer und Hopmans, 2000; Pierret et al., 2002; Vogel, 2002; Lehmann et al., 2006; Luo et al., 2008; Elliot et al., 2010; Luo et al., 2010a; Luo et al., 2010b). Eine Vergleichbarkeit der Studien ist aber schwierig aufgrund der Vielzahl an Fragestellungen und verschiedener Vorgehensweisen. Weder das untersuchte Probenmaterial noch verwendete CT-Systeme sind identisch, zudem ist die Zielsetzung stets eine andere.

Die Studien unterscheiden sich zusammenfassend darin, ob eine Methodik geprüft, oder ob die CT-Analysen zur Lösung einer praktischen Fragestellung angewendet werden. Außerdem beziehen sich die erzielten Ergebnisse je nach möglicher Bildauflösung entweder auf die makroskopische oder die mikroskopische Skala. Das bedeutet, dass Mittelwerte entweder über die ganze Probe oder über jedes Schnittbild dieser Probe gewonnen werden (makroskopisch), oder dass die Darstellung einzelner Poren möglich ist (mikroskopisch) und somit auch rechnerisch zwischen diesen unterschieden werden kann. Zudem kann eine zeitliche Komponente hinzukommen, wenn ein Fließprozess abgebildet werden soll. Gemeinsam ist den Studien, dass es stets um die Abgrenzung von verschiedenen Materialien z.B. den Phasen im Boden oder um die Unterscheidung zwischen reinem Wasser und einer wässrigen Lösung geht. Dafür müssen immer Grauwerte den entsprechenden Eigenschaften des zu identifizierenden Materials zugeordnet werden und Grenzwerte gewählt werden, die eine Unterscheidung eindeutig zulassen. Grundlegende Größe für die meisten Studien ist z.B. das Porenvolumen. Dafür müssen Gas-, Fest- und Flüssigphase eindeutig identifizierbar sein. Meistens wird über die Häufigkeitsverteilung der Grauwerte der CT-Bilder ein entsprechender Grenzwert gesucht. Es können auch mehrere Grenzwerte verwendet

werden, wie z.B. bei Wildenschild et al. (2002). Die Wahl und Anwendung eines solchen Grenzwertes wird als Segmentation bezeichnet. Es existiert bereits eine Vielzahl verschiedener Segmentierungsalgorithmen, welche Grenzwerte automatisch anhand der zugrundeliegenden Grauwertverteilung bestimmen (Pal und Pal, 1993; Wirjadi, 2007). Auch Luo et al. (2010a) verwendeten einen Segmentierungsalgorithmus (s.o.). Je nach Datengrundlage und Zielsetzung eignen sich verschiedene Verfahren. Pal und Pal (1993) sowie Wirjadi (2007) geben einen detaillierten Überblick über die Algorithmen sowie deren Anwendungsmöglichkeit. Meistens verlangen die Algorithmen bimodale Histogramme, welche aber nur bei hochaufgelösten Bildern anzutreffen sind. Bei grob aufgelösten Bildern entsteht durch den Partialvolumeneffekt ein unimodales Histogramm (Lehmann et al., 2006). Der Grenzwert muss dann manuell oder nach anderen Kriterien festgelegt werden.

1.4 Infiltration – Berechnungsversuche mit Brilliant Blue

Berechnungsversuche mit Farbtracern sind eine etablierte Methode um die Infiltrationsvorgänge in einem Boden qualitativ aber auch quantitativ darzustellen (Weiler und Flühler, 2004). Die durch den Tracer entstandenen Färbungen am Bodenprofil geben über ihre Form Aufschluss über die bei der Infiltration vorherrschenden Fließprozesse. Bezüglich der Interpretation der Tracerverteilung gibt es verschiedene Ansätze (Weiler und Flühler (2004) und darin zitierte Quellen). In dieser Arbeit wird die Methode nach Weiler (2001) angewendet. Dabei wird nach einer Berechnung mit dem Farbtracer Brilliant Blue an vertikalen Profilen die Tracerverteilung im Boden über die Bestimmung der Volume Density (VD) und der Surface Area Density (SD) quantifiziert. VD und SD sind zwei Parameter aus der mathematischen Stereologie. Die Stereologie befasst sich mit der Berechnung von dreidimensionalen Parametern eines Objekts anhand von zweidimensionalen Messungen am Querschnitt dieses Objekts. Voraussetzung ist die Isotropie der Objekte. Die Verwendung der Parameter VD und SD ermöglicht einen objektiven Vergleich z.B. zwischen verschiedenen Versuchsflächen oder Berechnungsintensitäten. Berechnungen zu ihrer Schätzung werden in Weibel (1979) (zitiert in Weiler (2001)) gegeben.

Die VD [-] gibt das gefärbte Volumen relativ zum Gesamtvolumen des Referenzraums an. An Profilen durch den gefärbten Boden lässt sie sich anhand des Verhältnisses vom Gesamtdurchmesser aller gefärbten Objekt zur Profilbreite bestimmen. Ein Profil mit einem großen Anteil gefärbter Fläche besitzt demnach eine hohe VD.

Die SD [-/cm] ergibt sich aus dem Verhältnis der Oberfläche des gefärbten Volumens zum Gesamtvolumen des Referenzraums. Als Schätzung dient dafür die Anzahl Schnittpunkt eines Transekts durch das Objekt im Verhältnis zur Gesamtlänge des Transekts, welche durch die Größe des Referenzvolumens bestimmt ist. Am Bodenprofil bedeutet dies die Anzahl Grenzen zwischen gefärbtem zu ungefärbtem Boden. Je größer die SD, desto mehr Objekte gibt es.

So gibt eine gemeinsame Betrachtung von VD und SD bereits Aufschluss darüber, wie viel Fläche des Profils eingefärbt wurde und ob diese Fläche aus einem großen zusammenhängenden Objekt oder vielen

kleinen Objekten besteht (Bachmair et al., 2009). Dies ermöglicht aber noch nicht die objektive Zuordnung von Fließtypen (Weiler, 2001; Weiler und Flühler, 2004).

Daher wird zusätzlich die „Stained Path Width“ (SPW) ermittelt. Dabei wird in jeder Tiefe für alle Objekte deren horizontale Erstreckung gemessen und eine Häufigkeitsverteilung erstellt. Über die Häufigkeitsverteilung der SPW kann jeder Profiltiefe ein dort dominierender Fließtyp zugeordnet werden. Dies ist möglich, da je nach Vorhandensein von Makroporen und Interaktion dieser Makroporen mit der Matrix unterschiedliche Farbmuster entstehen (Weiler und Flühler, 2004). Es werden fünf Fließtypen unterschieden: a) homogenes Matrixfließen, b) heterogenes Matrixfließen, c) Makroporenfluss mit geringer Interaktion, d) Makroporenfluss mit hoher Interaktion und e) Makroporenfluss mit gemischter Interaktion. Für eine detailliertere Beschreibung dieser Fließtypen siehe Weiler (2001) sowie Weiler und Flühler (2004).

1.4.1 Verknüpfungsmöglichkeiten zwischen den Ergebnissen aus Brilliant-Blue-Versuchen und der CT-Bildauswertung

Die Farbverteilung im Profil ist stark abhängig von dem Vorhandensein von präferenziellen Fließwegen sowie der Beschaffenheit der Matrix.

Sowohl über das Vorhandensein von präferenziellen Fließwegen als auch Eigenschaften der Matrix sollte mithilfe von CT-Bildern eine Aussage möglich sein, auch wenn die Bilder nur grob aufgelöst sind. Bei einem Vergleich von Tiefenprofilen der VD und SD mit Tiefenprofilen der Grauwertverteilung der Monolithe, sollten sich Tiefen, in denen starke Änderungen der jeweils beobachteten Eigenschaften eintreten, entsprechen. Somit könnte zumindest rein qualitativ ein Zusammenhang zwischen den identifizierten Fließtypen und den Grauwertzusammensetzungen in den entsprechenden Tiefen hergestellt werden. Die Grauwertverteilung muss daher im Rahmen der CT-Bildanalyse hochaufgelöst ermittelt und dargestellt werden können.

1.5 Retention und Leitfähigkeit – Multistep-Outflow-Verfahren

Inwiefern ein Boden Wasser zurückhalten und leiten kann, ist bedeutend dafür, wie viel des gefallenen Niederschlags durch ihn aufgenommen und abgeführt werden kann. Somit bestimmen diese Eigenschaften aus hydrologischer Sicht z.B. darüber, welche abflussbildenden Prozesse wirksam werden und wie groß die Menge Wasser ist, die in einer bestimmten Zeit den Vorfluter erreichen wird.

Die Fähigkeit des Bodens, eine bestimmte Menge Wasser zurückhalten zu können, also seine Retentionsfähigkeit, hängt von seiner Porengrößenverteilung ab. Poren weisen Kapillarkräfte auf, mit denen sie Wasser gegen die Schwerkraft halten können. Je kleiner der Durchmesser, desto stärker sind die Kapillarkräfte. Zur Vereinfachung wird dabei angenommen, dass Poren einen kreisrunden Durchmesser besitzen und dieser über ihre Länge konstant bleibt. Grobporen besitzen einen so großen Radius, dass sie Wasser nicht gegen die Schwerkraft halten können. Man spricht dann von Gravitationswasser. Ist

nach einer vollkommenen Sättigung des Bodens das Gravitationswasser ausgeflossen, ist die Feldkapazität erreicht. Dies ist also genau der Wassergehalt, der gegen die Schwerkraft gehalten werden kann. Der Anteil der Feldkapazität, welcher in den Mittelporen gehalten wird, ist pflanzenverfügbar und wird daher als nutzbare Feldkapazität bezeichnet. Der Anteil in den Feinporen dagegen ist so stark „gebunden“, dass er von den Pflanzen nicht genutzt werden kann. Nach Gisi (1997) werden die Porengrößen folgendermaßen unterschieden: Feinporen: $< 0,2 \mu\text{m}$; Mittelporen: $0,2 \mu\text{m} - 50 \mu\text{m}$; Grobporen: $> 50 \mu\text{m}$.

Die Summe aller Kapillarkräfte ist das sogenannte Matrixpotential. Das Matrixpotential wird in hPa ausgedrückt. Ein hohes Matrixpotential bedeutet, dass der Boden fähig ist, noch viel Wasser aufzunehmen. Das Matrixpotential wird mit negativen Werten ausgedrückt. Je niedriger der Wert, desto höher ist das Matrixpotential. Ist ein Boden vollkommen gesättigt, beträgt das Matrixpotential null. Ein hohes Matrixpotential ist z.B. -10.000 hPa, ein niedriges Matrixpotential -100 hPa.

Wird nun z.B. auf eine vollkommen gesättigte Bodenprobe ein Druck angelegt, wird diejenige Wassermenge entweichen, die in Poren mit Kapillarkräften unter diesem Druck gehalten wurde. Darüber lässt sich wiederum auf den Anteil Poren schließen, die einen bestimmten Radius besitzen. Die Darstellung dieser Beziehung zwischen Matrixpotential und Wassergehalt wird als pF-Kurve bezeichnet, wobei der pF-Wert der dekadische Logarithmus des negativen Matrixpotentials ist. Für ein Matrixpotential von -10.000 hPa ergibt sich ein pF-Wert von 4.

Die Differenz zwischen dem Gewicht der vollkommen aufgesättigten Probe und deren Trockengewicht jeweils in g entspricht dem Gesamtporenvolumen in cm^3 . Somit lässt sich aus dem Verhältnis des Wasservolumens zum Gesamtprobenvolumen die Porosität der Probe bestimmen. Genauso kann auch die entsprechende Porosität für jeden Entwässerungsschritt bestimmt werden.

Tabelle 1 zeigt den Zusammenhang zwischen Matrixpotential, pF-Wert und Porenradius.

Tabelle 1: Zusammenhänge zwischen Matrixpotential [hPa], pF-Wert und Porendurchmesser [μm].

	Matrixpotential [hPa]	pF	Durchmesser [μm]
Grobporen	> -63	$< 1,8$	$> 50 \mu\text{m}$
Mittelporen	$-63 - -16000$	$1,8 - 4,2$	$0,2 - 50 \mu\text{m}$
Feinporen	< -16000	$> 4,2$	$< 0,2 \mu\text{m}$

Die hydraulische Leitfähigkeit eines Bodens ist abhängig von Konnektivität und Größenverteilung der mit Wasser gefüllten Poren, sowie dem Verlauf der Fließwege. Verengungen und Windungen von Poren beeinflussen die Wasserleitfähigkeit extrem (Scheffer und Schachtschabel, 2010). Die Tortuosität ist dabei Maß für die „Verschlungenheit“ der Poren. Sie beschreibt das Verhältnis von der reellen Länge einer Pore zur kürzesten Verbindung zwischen Beginn und Ende dieser Pore. Sie kann über herkömmliche Beprobungsverfahren lediglich geschätzt werden.

Es wird zwischen der gesättigten und der ungesättigten Wasserleitfähigkeit unterschieden. „Ungesättigt“ bedeutet, dass ein Teil der Poren mit Luft gefüllt ist, wodurch nicht der ganze Porenraum als Fließweg zur Verfügung steht. Die Wasserleitfähigkeit wird oft als Beziehung zum Matrixpotential dargestellt.

Sie nimmt bei zunehmender Austrocknung stark ab, was daran liegt, dass sich durch die Abnahme des Wassergehaltes der Fließquerschnitt im Boden verringert. Bei einer Entwässerung des Bodens fließt zuerst das Wasser aus den Grobporen ab. Diese füllen sich mit Luft und das Wasser muss anschließend durch die Feinporen fließen, wodurch die effektiven Fließwege länger werden (Gisi, 1997).

Das Multistep-Outflow(MSO)-Verfahren ist eine etablierte Methode um die Wasserretentions- und Wasserleitfähigkeit eines Bodens zu erheben. Dabei wird über inverse Modellierung die beste Anpassung zwischen dem Desorptionsverhalten eines Bodens und der numerischen Lösung der Richard's-Gleichung gesucht. Mittels den so angepassten Parametern α , n , θ_r , θ_s und τ können die Retentions- und Leitfähigkeitskurven der untersuchten Proben nach dem Modell von Mualem und van Genuchten berechnet werden (Puhlmann et al., 2009; Puhlmann und Wilpert, 2012):

$$\Theta = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} \quad (4)$$

$$\Theta(\psi) = \frac{1}{(1 + (\alpha * \psi)^n)^m} \quad (5)$$

$$K_r(\Theta) = K_s * \Theta^\tau * ((1 - (1 - \Theta^{\frac{1}{m}})^m)^2 \quad (6)$$

$$m = 1 - \frac{1}{n} \quad (7)$$

Dabei ist Θ [cm³cm⁻³] der relative Wassergehalt, ψ [cm] das Matrixpotential, θ_r [cm³cm⁻³] der Restwassergehalt und θ_s [cm³ cm⁻³] der Sättigungswassergehalt.

K_r ist die ungesättigte hydraulische Leitfähigkeit und K_s die gesättigte hydraulische Leitfähigkeit, jeweils in [cm/s]. α [cm⁻¹], m [-] und n [-] sind empirische Formparameter. τ ist ebenfalls dimensionslos und der sogenannte Tortuositätsfaktor.

Die Grundlagen und die Herleitung dieser Berechnungen sind nicht Bestandteil dieser Arbeit und werden daher nicht weiter erläutert. Es wird an Puhlmann et al. (2012) verwiesen.

1.5.1 Verknüpfungsmöglichkeiten zwischen den Ergebnissen aus MSO-Versuchen und der CT-Bildauswertung

Die Grauwerte in CT-Bildern hängen überwiegend von der Dichte des gescannten Materials ab. Bei grob aufgelösten CT-Bildern, wie sie in dieser Arbeit verwendet werden, wird aber meistens in einem Voxel eine Mischung verschiedener Signale widergegeben. Geht man davon aus, dass in einem trockenen Boden vorwiegend Quarz vorkommt, so ist ein CT-Wert unter dem typischen Quarzwert durch Luft verursacht. Aus dem Verhältnis des aus der Mischung resultierenden CT-Werts zum maximal möglichen CT-Wert durch reinen Quarz lässt sich eine Voxelporosität bestimmen (Čislerová und Votrubová, 2002). Darüber lassen sich im gescannten Bodenkörper Bereiche mit sehr hoher Porosität identifizieren, welche als präferenzielle Fließwege betrachtet werden können. Kritisch ist dabei, dass anhand des CT-Werts nicht erkennbar ist, wie sich der luftgefüllte Raum im Voxel räumlich verteilt. Ob nun ein einziger zusammenhängender Hohlraum oder viele kleine Lücken die Veränderung im CT-Wert verursachen, ist nicht nachvollziehbar. Außerdem ist, wie in Kapitel 1.3.2 „Grundlagen und Funktionsweise der Computertomographie“ geschildert wird, der CT-Wert nicht allein von der Dichte des gescannten Materials abhängig. Die Interpretation der berechneten Voxelporositäten ist daher mit großen Unsicherheiten behaftet.

Die Ergebnisse aus den MSO-Versuchen liefern nützliche Informationen, mit denen die Anwendung von Voxelporositäten überprüft werden kann. Z.B. gibt die pF-Kurve Auskunft darüber, welchen Anteil die Grobporen am Gesamtvolumen besitzen (Makroporosität). Werden nun anhand der Voxelporosität Bereiche als potentielle präferenzielle Fließwege klassifiziert, so sollte deren Gesamtporosität die Makroporosität aus den MSO-Resultaten auf keinen Fall überschreiten sondern maximal denselben Wert erreichen.

Das Vorhandensein und die Ausrichtung dieser präferenziellen Fließwege bedingt die Leitfähigkeit im untersuchten Bodenvolumen. Dieser Zusammenhang sollte bereits anhand einer 3D-Darstellung der in den CT-Bildern klassifizierten präferenziellen Fließwege erkennbar sein.

Parameter wie z.B. die Vertikalität (Luo et al., 2010a) in Verbindung mit dem Volumen der präferenziellen Fließwege sollten Merkmale der Leitfähigkeit widerspiegeln.

2 Material und Methodik

2.1 Untersuchungsflächen

Die für diese Arbeit gewonnenen Proben entstammen alle dem „Biosphärenreservat Schorfheide-Chorin“. Dort befindet sich eines der drei Biodiversitäts-Exploratorien der DFG (Deutsche Forschungsgemeinschaft) (URL1) (Abbildung 3). Die Schorfheide wurde 1990 als Biosphärenreservat eingerichtet. Sie umfasst eine Fläche von 1300 km² bei einem Geländeniveau von 2 – 139 m ü. NN (URL3). Die Landschaft in der Schorfheide ist geprägt durch das Abschmelzen der Eisdecken vor etwa 10.000 bis 15.000 Jahren und der seit der Steinzeit folgenden Nutzung und Bewirtschaftung durch den Menschen. Die Böden sind überwiegend sandig und schwach lehmig (URL3). Der Osten des Biosphärenreservats gehört zu einer der trockensten Landschaften Deutschlands, mit einem subkontinentalen Klima (URL2). Der Jahresniederschlag in der Schorfheide beträgt etwa 520-580 mm bei einer mittleren Jahreslufttemperatur von etwa 8,2 °C (URL3). Im Rahmen des Projektes „BEDry“ („Global Change Effects on Forest Understorey: Interactions between Drought and Land-use Intensity“ –Teilprojekt im DFG Rahmenprojekt „Biodiversity Exploratories“ (DFG Priority Programme 1374)) (URL4) wurden dort im August 2011 und Mai 2012 auf drei Plots (SEW16, SEW48 und SEW49) diverse Bodenproben für verschiedene Untersuchungen genommen, sowie Beregnungsversuche durchgeführt. Tabelle 2 gibt eine Übersicht über die Plots.



Abbildung 3: Lage der drei Biodiversitätsexploratorien der DFG in Deutschland, darunter das Biosphärenreservat Schorfheide-Chorin (URL5).

Tabelle 2: Daten zu den drei Versuchsplots SEW16, SEW48, SEW49, aus „EP_all_exploratories“ (Excel File ID: 10580), Version 2.3.3., BExIS Datenbank (zur Verfügung gestellt von Katharina Gimbel, Mitarbeiterin Professur für Hydrologie, Universität Freiburg).

	SEW16	SEW48	SEW49
Forstverwaltung	Fürstliche Forstverwaltung Oettingen-Spielberg	Stiftung Schorfheide-Chorin	Revier Chorin
Rechtswert	5424002	5422684	5425499
Hochwert	5883301	5880504	5861982
Bodentyp	Braunerde	Braunerde	Braunerde
Baumart	Kiefer	Buche	Buche
Status	Landschaftsschutzgebiet	Naturschutzgebiet Kernzone I	Landschaftsschutzgebiet

2.2 Beprobung und daraus resultierende Datengrundlagen

Im Folgenden wird beschrieben, wie die Beprobungen durchgeführt wurden und welche Datengrundlage daraus für diese Arbeit resultierte. An der Entwicklung des Beprobungskonzepts sowie der Probenahme war die Autorin nicht beteiligt.

Abbildung 4 zeigt einen Lageplan der Probeentnahmestellen auf den Versuchsplots.

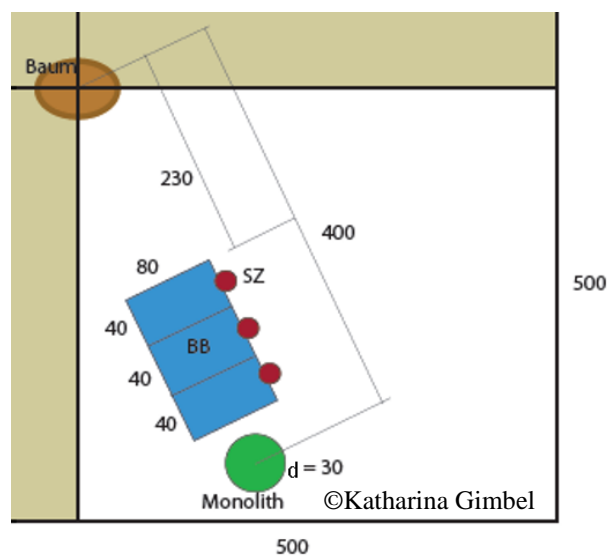


Abbildung 4: Lageplan über die Probeentnahmestellen auf einem Versuchsplot. Probeentnahmestellen für verschiedene Jahre sind nebeneinander kreisförmig um den Baum herum angeordnet. Alle Maße in cm. BB: Brilliant Blue, SZ: Stechzylinder für den MSO-Versuch. Freundlicher Weise zur Verfügung gestellt von Katharina Gimbel (2014).

Katharina Gimbel ist Doktorandin an der Professur für Hydrologie der Universität Freiburg und Mitarbeiterin im Projekt „BEDry“. Die Beprobungen im August 2011 wurden von Katharina Gimbel durchgeführt, die Beprobungen im Mai 2012 fanden im Rahmen von Bachelor-Arbeiten statt und wurden von Katharina Gimbel betreut. Das Vorgehen bei der Probenahme und die Versuchsdurchführungen in den beiden Jahren und auf den drei Plots entsprechen sich, wenn nicht anders vermerkt. Die im Folgenden dargelegten Vorgehensweisen wurden der Autorin mündlich mitgeteilt (Gimbel, 2014).

2.2.1 Beregnungsversuche mit Brilliant Blue

Auf jedem der drei Plots wurde derselbe Beregnungsversuch mit Brilliant Blue (BB) FCF (C.I. 42090) durchgeführt. Die Fläche des Beregnungsfelds betrug 120 cm x 80 cm. Der Tracer wurde als vorverdünnte Lösung (0,5 L mit 128 g/L BB) mit Leitungswasser vermischt und in einer Konzentration von ca. 4 g/L aufgebracht. Die Aufbringung des Tracers erfolgte manuell mit einem rückentragbaren Sprühgerät, wie es normalerweise für den Auftrag von Pestiziden verwendet wird (Solo 425, 16 L Fassungsvermögen). Manuelles Pumpen sorgte dafür, dass ein konstanter Druck bzw. eine konstante Beregnungsintensität aufrechterhalten wurde. Das Beregnungsfeld wurde in drei Teilfelder untergliedert (40 cm x 80 cm), welche jeweils über einen unterschiedlich langen Zeitraum und somit mit verschiedenen Beregnungsmengen beregnet wurden: 17 mm, 34 mm und 52 mm.

Dafür wurde zunächst das Gesamtfeld gleichmäßig mit 16 L für eine Stunde beregnet. Das Feld geringster Menge („1h“) wurde dann mit Plastikfolie abgedeckt um die restlichen Teilfelder („2h“ und „3h“) eine weitere Stunde mit 11,33 L zu beregnet. Anschließend wurde nach zusätzlicher Abdeckung des Teilfeldes 2h, das Feld 3h eine dritte Stunde mit 5,66 L beregnet. Über Nacht wurde das Profil zum Schutz mit beschwerter Plastikfolie abgedeckt. Am nächsten Morgen wurden von jeder der drei Teilflächen nacheinander je drei Profile in einem Abstand von etwa 10 cm zueinander abgestochen. Begonnen wurde im Feld 3h unter Berücksichtigung eines 15 cm breiten Pufferstreifens um Randeffekte auszu-schließen. Die vertikalen Schnitte wurden vorsichtig präpariert um den Tracer nicht zu verschmieren und eine gleichmäßige Oberfläche zu schaffen. Jeder Vertikalschnitt wurde möglichst frontal fotografiert (Panasonic DMC-FZ18, 8 Megapixel, 18fach optischer Zoom, Bildstabilisator). Zuvor wurden ein Holzrahmen und die Kodak-Grauskala im Profil positioniert und sind somit in den Bildern enthalten. Über den Rahmen, welcher in 10-cm- Abständen markiert ist, und die Grauskala können bei der späteren Bildbearbeitung eine geometrische Korrektur bzw. eine Helligkeitskorrektur vorgenommen werden. Jeder Stich wurde mehrfach abfotografiert. Diese Aufnahmen standen der Autorin für die weitere Auswertung zur Verfügung.

2.2.2 Multistep-Outflow-Verfahren

Auf jedem der drei Plots wurden in Tiefen von 0-4 cm, 5-9 cm, 10-14 cm, 15-19 cm, 20-24 cm, 30-34 cm, 40-44 cm, 50-54 cm, 60-64 cm und 70-74 cm jeweils drei Stechzylinder mit einem Volumen von 100 mm³ genommen. Die Stechzylinder wurden in vertikaler Orientierung und versetzt zur Probenentnahmeposition in der jeweils darüber liegenden Tiefenstufe genommen. Mit diesen Proben wurde an der Apparatur der FVA Freiburg durch dortige Mitarbeiter oder den Bachelor-Studenten das Multistep-Outflow-Verfahren durchgeführt. Die Anpassung der Mualem-van-Genuchten-Parameter erfolgte mit dem in Puhlmann und von Wilpert (2012) beschriebenen Verfahren. Je Probe wurden mehrere Modellläufe durchgeführt und die daraus resultierenden Parametersätze inklusive Gütemaß (RMSE) in eine Output-

Datei geschrieben. Diese Datei stand der Autorin für die Berechnung der pF- und Leitfähigkeitskurven zur Verfügung.

2.2.3 Computertomographie

Auf jedem der Plots wurde je ein Bodenmonolith genommen. Aufgrund des sandigen Bodens konnten auf den Plots SEW48 und SEW49 die Monolithen gewonnen werden, indem ein am unteren Rand geschärftes Rohr (innerer Durchmesser $d=300$ mm, Material: PVC-U (hartes PVC) $1,38\text{--}1,40\text{ g/cm}^3$) mit einem Teflonhammer in den Boden geschlagen wurde. Das Rohr wurde schließlich freigelegt, unten mit einem Metallblech abgedichtet und entnommen. Durch den relativ hohen Skelettanteil auf dem Plot SEW16 war dieses Vorgehen dort nicht möglich. Der Monolith wurde stattdessen von oben Stück für Stück freigelegt und mit Schrumpffolie umwickelt um ihn zu stabilisieren. Dabei wurde ein Minstdurchmesser von 300 mm gewährleistet, indem ein Infiltrometerring als „Schablone“ verwendet wurde. Die Mächtigkeit der auf diese Weise gewonnenen Monolithe beträgt ca. 55 cm, 58 cm und 68 cm für die Monolithen von den Plots SEW16, SEW48 bzw. SEW49.

Lediglich von den Monolithen von August 2011 wurden bisher CT-Aufnahmen gemacht, da deren Eignung für Auswertungen zu diesem Zeitpunkt noch unklar war.

Die CT-Scans wurden an der Forstlichen Versuchs- und Forschungsanstalt in Freiburg durchgeführt. Die Monolithe wurden auf einem Brett liegend gescannt. Das dort vorhandene Gerät ist ein Prototyp der Firma MiCROTEC® („CT.LOG“) und dient normalerweise zum Scannen von Baumstämmen um Qualitätsmängel im Holz zu detektieren. Die Beschleunigungsspannung in der Röntgenquelle beträgt 180 keV und die Stromstärke 14 mA. Pro Umdrehung wird das Objekt aus 900 Durchstrahlungsrichtungen gescannt. Dies entspricht einem Winkel von $0,4^\circ$ zwischen den Scans. Die in diesem Gerät eingebauten Szintillationsdetektoren geben beim Auftreffen eines Röntgenphotons ein Lichtquant (sichtbares Licht) ab. Die Lichtquanten werden mit einem Fotosensor erfasst und die Hounsfield-Werte werden berechnet. Hier erhält Luft den Wert 0 und Wasser den Wert 1000. Um das Gerät zu kalibrieren, wird die Abschwächung der Luft gemessen, d.h. es findet ein Scanvorgang ohne Objekt statt. Zusätzlich wird das eintreffende Signal gemessen, welches von den Detektoren empfangen wird, selbst wenn überhaupt kein Scanvorgang stattfindet, also keine Strahlung ausgesendet wird. Diese beiden Größen fließen in die Rekonstruktion der CT-Bilder ein. Außerdem findet in der Rekonstruktion der Strahlauhfähigkeitseffekt Beachtung und wird rechnerisch korrigiert.

Die gewonnenen CT-Bilder haben eine Abmessung von 768×768 Pixeln und eine Auflösung von $1,107 \times 1,107\text{ mm}^2$. Der Abstand zwischen den Aufnahmen beträgt jeweils 1 mm. Somit hat ein Voxel ein Volumen von $1,107 \times 1,107 \times 1\text{ mm}^3$ ($1,225449\text{ mm}^3$) und weist kaum Anisotropie auf.

Die Aufnahmen werden als Rohdaten als .dat-Datei ausgegeben. Sie sind als Bilder im 16bit-Format darstellbar und können somit Graustufen von 0=schwarz bis 65535 = weiß darstellen. Alle gerätespezifischen Informationen wurden der Autorin von Baumgartner (2014) mitgeteilt.

2.3 Verwendete Software

Für Analysen und Darstellungen wurden in dieser Arbeit IDL 6.2 Student Edition (Interactive Data Language, RSI Research Systems Inc.), ImageJ 1.47v, RStudio v0.98 und Excel (Microsoft Office 2010) verwendet.

Die Routine zur Auswertung der CT-Bilder wurde in IDL geschrieben. IDL beinhaltet eine Array-basierte Programmiersprache. D.h. die implementierten Funktionen können auf 3D-Arrays angewendet werden, ohne dass Schleifen erforderlich sind, was den Rechenprozess gegenüber der Verwendung von herkömmlichen Programmiersprachen enorm erhöht. IDL ist damit optimal geeignet um einen als 3D-Array angelegten „CT-Bilderstapel“ auszuwerten.

Auch die Routine zur Auswertung der Brilliant-Blue-Versuche wurde von Weiler (2001) in IDL verfasst. Die Programmiersprache IDL wird an der Professur für Hydrologie zwar häufig verwendet, war der Autorin zu Beginn dieser Arbeit allerdings noch unbekannt.

Ursprünglich bestand die Idee, die CT-Bildauswertung mit ImageJ durchzuführen, da dieses Programm eine anschauliche Benutzeroberfläche aufweist und Ergebnisse der Bildbearbeitung unmittelbar angezeigt werden. Für die Erstellung einer Routine erwies sich ImageJ allerdings als nicht praktikabel. ImageJ besitzt nur sehr eingeschränkte „undo/redo“-Möglichkeiten, was bei Fehlern während einer Hintereinanderschaltung von mehreren Arbeitsschritten sehr schnell zu Zeitverlusten führt. Außerdem sind Analysen nur schlecht reproduzierbar. ImageJ wurde daher lediglich für die Sichtung der Bilder zu Beginn der CT-Bildauswertung und für die visuelle Plausibilisierung der Ergebnisse von Zwischenschritten verwendet.

RStudio wurde für die Erstellung von Grafiken sowie die Durchführung einzelner Abfragen verwendet. Grafiken und Abfragen in RStudio bezogen sich stets auf Programmoutputs aus den IDL-Routinen oder die Darstellung der MSO-Outputs. CT-Bildbearbeitungsschritte wurden nicht in RStudio durchgeführt. In MS Excel wurden die pF- und Leitfähigkeitskurven berechnet.

IDL wurde über die Professur für Hydrologie zur Verfügung gestellt. ImageJ und RStudio sind Free-ware-Produkte und frei im Netz verfügbar (Download der jeweils aktuellen Version: ImageJ: <http://rsbweb.nih.gov/ij/download.html>, RStudio: <http://www.rstudio.com/ide/download/>).

2.4 Auswertung des Berechnungsversuchs mit Brilliant Blue

Für die gesamte Bildbearbeitung einschließlich der Berechnung von VD und SD stand die von Weiler (2001) entwickelte Routine (IDL) zur Verfügung. Der Programmiercode (IDL) zur Berechnung der SPW und für die Zuordnung der Fließtypen wurde von der Autorin geschrieben. Die Darstellung der Ergebnisse erfolgte in R.

Zunächst findet eine geometrische Entzerrung der Bilder statt, um den Aufnahmewinkel zu korrigieren. Dafür dient der ebenfalls abfotografierte Rahmen, mit dessen Hilfe sogenannte „tie-points“ gesetzt wer-

den können, denen die Zielkoordinaten im entzerrten Bild zugewiesen werden können. Mit einem Polynom ersten Grades werden die Werte interpoliert. Nach der geometrischen Korrektur entspricht ein Pixel einem Quadrat von $1 \times 1 \text{ mm}^2$.

Um die sich im Laufe des Tages ändernden Lichtverhältnisse zwischen den Aufnahmen auszugleichen, findet anhand der Kodak-Grauskala eine Korrektur der Bildhelligkeit statt. Schließlich werden die Bilder entlang des Holzrahmens ausgeschnitten. Mit einer „conditional dilation“ werden die Pixel in gefärbte und ungefärbte Bereiche unterschieden. Dafür werden zwei Grenzwerte verwendet, die gefärbte und ungefärbte Bereiche eindeutig voneinander abgrenzen. Pixel mit einem Wert zwischen diesen Grenzwerten werden entsprechend der benachbarten Pixel klassifiziert. Steine und die Bodenoberfläche werden manuell eingezeichnet. Es resultieren Falschfarbenbilder, die es zulassen, alle Objekte im Bild eindeutig zu identifizieren. Auf Grundlage dieser Falschfarbenbilder sind die Berechnungen von VD, SD und SPW möglich.

Die VD [-] wird für jeden mm Tiefe berechnet. Es wird somit für jede Tiefe die Gesamtbreite gefärbter Abschnitte relativ zur wasserdurchlässigen Profilbreite genommen. Da ein Pixel der Abmessung $1 \times 1 \text{ mm}^2$ entspricht, ist die VD je mm Tiefe einfach über die gefärbte Anzahl Pixel je Bildzeile relativ zur wasserdurchlässigen Profilbreite [mm] zu berechnen.

Die SD [-/cm] wird bestimmt, indem die Wechsel zwischen gefärbten und ungefärbten Bereichen in einer bestimmten Tiefe bestimmt werden und ins Verhältnis zur wasserdurchlässigen Profilbreite [cm] gesetzt werden. Auch dies wird für jede Bildzeile also mit einer Tiefenauflösung von 1 mm berechnet. Nun wird jeder Tiefe einer der fünf Fließtypen zugewiesen (für Fließtypen s. Kapitel 1.4 „Infiltration – Beregnungsversuche mit Brilliant Blue“). Dafür werden zunächst in jeder Tiefe bzw. Bildzeile alle Objekte je nach ihrer horizontalen Erstreckung einer von drei Klassen zugeteilt ($< 20 \text{ mm}$, $20 \text{ mm} - 200 \text{ mm}$, $> 200 \text{ mm}$). Für jede Klasse und jede Tiefe wird eine separate VD_{Klasse} ausgerechnet. Die Summe der drei VD_{Klasse} in einer Tiefe ergibt wieder die Gesamt-VD in dieser Tiefe. Der Anteil jeder Klasse an der Gesamt-VD je Bildzeile bestimmt schließlich darüber, welcher Fließtyp in dieser Tiefe dominiert. Die Zuordnung der Fließtypen wurde in R durchgeführt. Für die Darstellung der VD wurden insgesamt acht Klassen der SPW unterschieden.

Die Ergebnisse für VD, SD und SPW wurden für alle drei Stiche einer Beregnungsmenge gemittelt.

Für eine genaue Beschreibung der Methode inkl. Diskussion s. Weiler und Flühler (2004).

2.5 Auswertung des Multistep-Outflow-Verfahrens

Als erstes wurde aus den Parametersätzen für jede Probe derjenige Parametersatz mit dem besten Gütekriterium ausgewählt. Die Retentions- und Leitfähigkeitskurven wurden schließlich mit den Formeln (4)–(7) in MS Excel berechnet und in R dargestellt. Die Werte für die drei Proben aus der jeweils selben Tiefenstufe wurden gemittelt. Es wurden nur die Daten aus dem Jahr 2011 ausgewertet, da die Zuordnung der Probenahmetiefen in 2012 lediglich über Bodenhorizonte erfolgte und daher keine Vergleichbarkeit mit den CT-Bildauswertungen erfolgen konnte.

2.6 CT-Bildanalyse

Folgende Schritte, die bei der Auswertung der CT-Bildaufnahmen durchlaufen wurden, werden in diesem Kapitel beschrieben:

- Sichtung des Bildmaterials und Auswahl der relevanten Aufnahmen
- Maskierung der Bilder (alle nicht zur Bodenprobe gehörenden Objekte wie Rohr, Brett und Hintergrund werden entfernt)
- Identifizierung und Klassifizierung von Bereichen bestimmter Grauwerte in jedem Bild
- Klassenspezifische vertikale (z-Richtung) Verbindung der Grauwertbereiche zu Netzwerken

Mit diesem Vorgehen können hochaufgelöste Tiefenprofile über die Grauwertverteilung der Monolithe erstellt sowie die Anzahl der Netzwerke, ihr Volumen und ihre Verteilung über die Tiefe berechnet werden. Dabei wird darauf verzichtet, über Umrechnungen den Grauwerten bestimmte Eigenschaften wie Lagerungsdichte oder Porosität zuzuweisen. Dadurch bleibt die Bildbearbeitung zunächst entkoppelt von der Frage nach bodenhydrologischen Eigenschaften. Grund dafür sind die großen Unsicherheiten, die mit einer Umrechnung der Grauwerte verbunden sind. Die Beziehungen zwischen Grauwert und Dichte bzw. Grauwert und Porosität dienen später als Hilfe bei der Interpretation der Ergebnisse aus der Bildbearbeitung.

An den entsprechenden Stellen in den folgenden Unterkapiteln ist jeweils der Name der Datei angegeben und mit welcher Software die jeweilige Berechnung durchgeführt wurde. Ein Flussdiagramm am Ende dieses Kapitels bietet eine Übersicht über die Arbeitsschritte und die jeweils verwendete Software. Alle Programmdateien sind im digitalen Anhang abgelegt und können dort auch als txt.-Datei geöffnet und gelesen werden.

2.6.1 Bilder erstellen, sichten und vorbereiten (ImageJ)

Die .dat-Dateien (siehe Kapitel 2.2.3 „Computertomographie“) wurden als Rohdaten in ImageJ importiert und in Bilder mit Graustufen mit 16bit Bildtiefe (unsigned) umgewandelt. In ImageJ ist es möglich, alle Bilder eines Monolithen gleichzeitig als sogenannten „Stack“ zu laden, zu betrachten und zu bearbeiten. Die Bilder liegen dabei wie ein Stapel übereinander. Über einen Regler kann gewählt werden, aus welcher Tiefe das angezeigte Bild stammen soll. Somit kann dieser Bilderstapel nach oben und unten durchgeblättert werden. Zwar wird immer nur ein Bild angezeigt, alle Bilder können aber in Berechnungen einbezogen werden. Jedes Bild zeigt einen Querschnitt in einer bestimmten Tiefe und besitzt eine Mächtigkeit von 1 mm. Zwischen den Bildern existieren keine Lücken. Auf den Bildern ist i.d.R. der Boden, das Rohr, welches den Boden beinhaltet und das Brett, auf dem der Monolith während des Scanvorgangs lag, zu sehen. Den größten Teil des Bildes macht der Hintergrund (Luft) aus. Ausnahmen sind diejenigen Bilder, die oberhalb und unterhalb des Monolithen aufgenommen wurden und somit

keinen Boden zeigen, aber auch die Aufnahmen des Monolithen vom Plot SEW16, welcher ohne Rohr genommen wurde (Abbildung. 5).

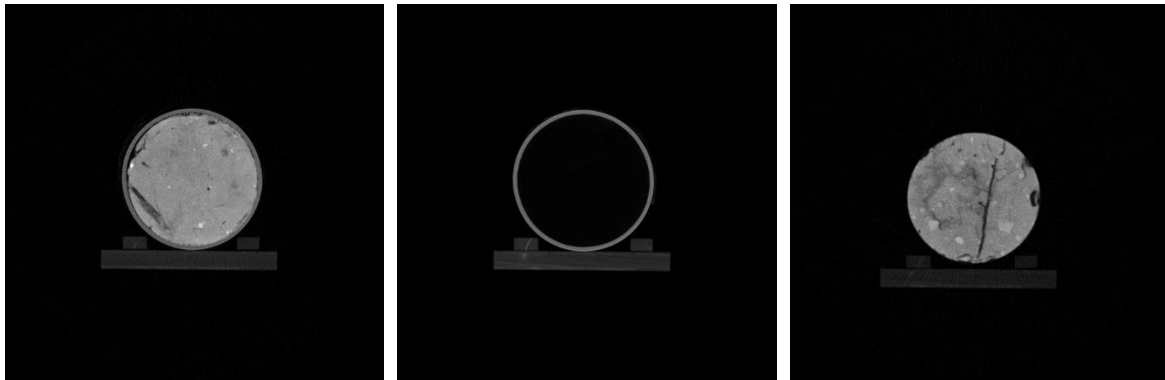


Abbildung 5: Exemplarische Bilder für den Monolithen SEW48 mit Boden gefüllt (links) und ohne Boden (Mitte) sowie SEW16 ohne Rohr (rechts).

Zunächst fand für jeden Monolithen eine visuelle Auswahl des obersten und untersten relevanten Bildes statt. Das Kriterium dabei war ein vollkommen mit Boden ausgefüllter Rohrquerschnitt. Alle Bilder darüber und darunter wurden vom Stack entfernt und von weiteren Auswertungen ausgeschlossen. Bei der Betrachtung der drei Stacks fällt auf, dass Monolith und Brett in den einzelnen Bildern der Monolithen SEW48 und SEW49 mit Veränderung der Tiefe (z-Richtung) eine systematische Verschiebung in x- und y-Richtung aufweisen (Abbildung 6, Tabelle 3).

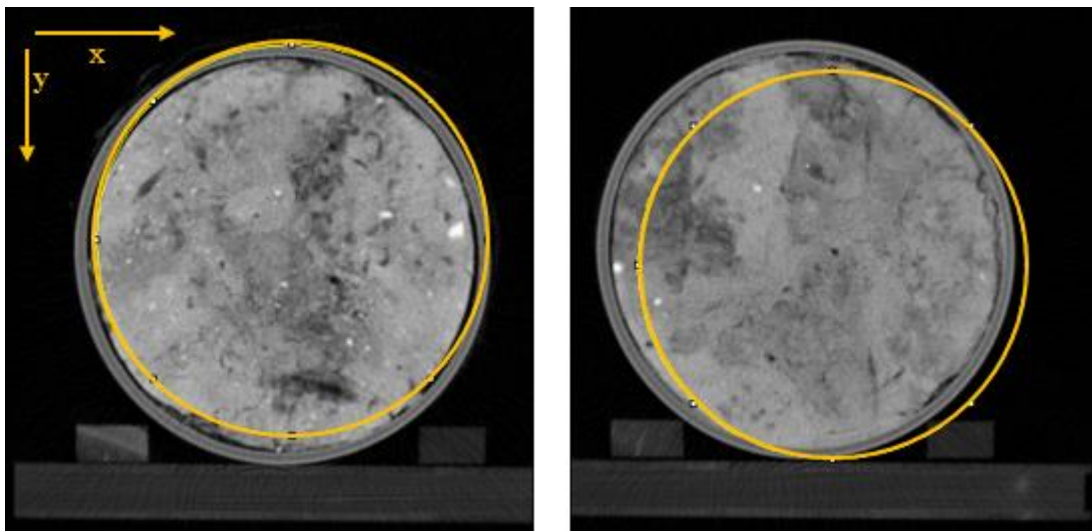


Abbildung 6: Oberstes Bild der Monolithen SEW48 und SEW49; die gelben Kreise zeigen die Lage des Bodens im jeweils untersten Bild.

Tabelle 3: Versatz in der Lage des Rohrs zwischen oberstem und unterstem Bild in x- und y-Richtung, für die Monolithe SEW48 und SEW49, sowie deren Neigung in ° ebenfalls differenziert in x- und y-Richtung

	Versatz [Pixel]		Versatz [mm]		Neigung [°]	
	x	y	x	y	x	y
SEW48	6	-10	6,64	-11,07	0,66	1,1
SEW49	18	+9	19,93	+9,96	1,17	0,86

Der Monolith SEW16 verdickt sich nach unten und besitzt ab einer bestimmten Tiefe keinen definierten Kreisumfang mehr. Eine eventuelle Schräglage lässt sich hier nicht ermitteln.

Schließlich wurde durch einfaches Ausschneiden (ImageJ) der Bildausschnitt auf 360x360 Pixel verkleinert um überflüssigen Hintergrund zu entfernen (Abbildung 7). Brett und Rohr sind jedoch weiterhin im Bild enthalten. Die so bearbeiteten Bilder wurden einzeln als .tiff-Dateien separat für jeden Monolithen abgespeichert und bilden die Grundlage für alle weiteren Auswertungen. Tabelle 4 enthält für jeden Monolithen die Anzahl der im Folgenden verwendeten Bilder sowie Kennwerte ihrer Grauwertverteilung (erhoben in ImageJ über „Analyse“ und „Histogram“).

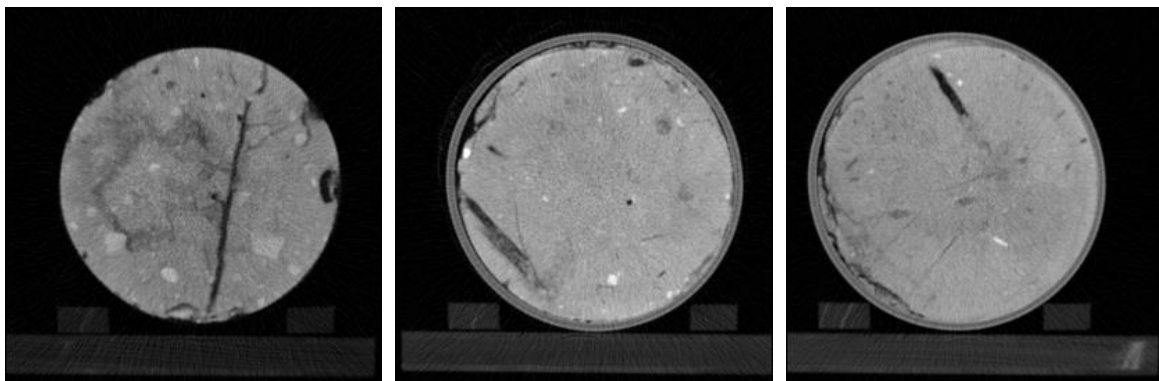


Abbildung 7: Endgültiger Bildausschnitt für die Weiterverarbeitung; exemplarisch für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 (v.l.n.r.) das 100. Bild (entspricht 100 mm Tiefe).

Tabelle 4: Kennwerte der Grauwertverteilungen für die Bilderstapel je Monolith.

	SEW16	SEW48	SEW49
Anzahl Slices gesamt	724	955	883
Anzahl verwendeter Slices	541	590	675
maximaler Grauwert	3736	14720	2887
arithm. Mittel	910	815	784

Abbildung 8 zeigt die Häufigkeitsverteilungen über die Grauwerte der drei Monolithe. Häufigkeitsverteilungen über die Grauwerte wurden in IDL (**histogramme**, IDL) erhoben. Dafür wurden alle Bilder eines Monolithen in je ein 3D-Array geladen und ein Histogramm („histogram“) mit Klassenweite = 1 wurde erstellt. Die Häufigkeiten je Grauwert wurden als .csv-Datei ausgegeben und stehen somit zur Bearbeitung mit anderer Software zur Verfügung. Die Visualisierung der Grauwertverteilung fand in R

statt (**CT_histo**, R). Auch alle weiteren in dieser Arbeit dargestellten Histogramme wurden auf diese Weise erstellt. Die Grauwertbereiche für die vier Hauptkomponenten der Bilder (Luft, Brett, Rohr und Boden) lassen sich in den Histogrammen (Abbildung 8) gut erkennen. Der mit Luft gefüllte Hintergrund verursacht die große Anzahl von Pixeln mit dem Wert 0, das Maximum im Bereich von ca. 300 bis ca. 500 steht für das Brett, das Plateau im Bereich 900 bis 1200 für das Rohr. Das große lokale Maximum beginnend bei etwa 1200 bis 1400 stammt vom Boden.

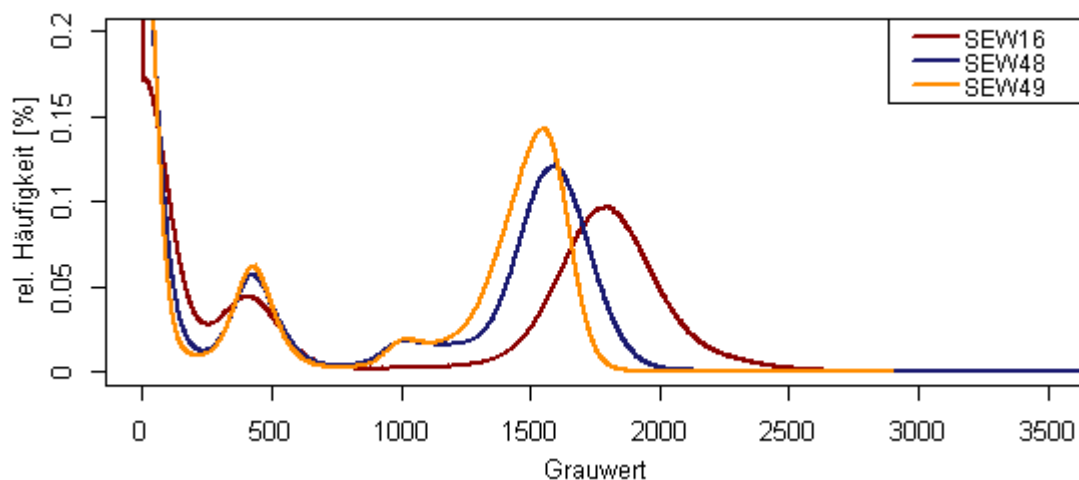


Abbildung 8: Grauwertverteilungen der Bilderstapel der Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.

2.6.2 Boden extrahieren (IDL)

Für die weiteren Analysen ist ausschließlich der Bodenkörper von Interesse. Das macht es notwendig, diesen aus den Bildern zu extrahieren. In diesem Arbeitsschritt werden Luft, Rohr und Brett anhand der Grauwerte identifiziert, einer gemeinsamen Klasse zugeordnet und somit eine Schablone erstellt, mit der das Ausschneiden des Bodens (Poren, Matrix, Skelett) aus dem Originalbild möglich ist. Dieses Vorgehen entspricht dem Nullsetzen von Luft, Rohr und Brett und wird als Maskieren bezeichnet.

Wie bereits erwähnt, weisen die Monolithe SEW48 und SEW49 einen sukzessiven Versatz in x- und y-Richtung in den Bildern auf, wodurch es nicht möglich ist, die gesamte Bodensäule in ImageJ entlang des Rohrs „auszuschneiden“, was eine naheliegende und einfache Lösung wäre (Luo et al., 2010a).

Ein senkrechter Schnitt „im Rohr“ nach unten würde bedeuten, dass der Abstand in x- und y-Richtung zwischen Boden und Rohr in jedem Bild, sprich in jeder Tiefe, immer unterschiedlich groß wäre. Beim Monolithen SEW16, welcher sich nach unten hin verdickt, wäre der Informationsverlust durch das Heraus-schneiden eines oben passenden Kreises unten relativ groß.

Um diese Probleme zu umgehen, wurde der Boden über eine Segmentierung ausgeschnitten. Dafür wird für jeden Monolithen derjenige Grauwert gesucht, der Luft, Holz und Rohr vom Boden abgrenzt. Dieser Grenzwert ermöglicht es, für jedes einzelne Bild eine Maske zu erstellen, welche den Boden exakt entlang der Grenze Boden/Rohr bzw. Boden/Luft ausschneidet. Ziel dieser Segmentierung ist ein binäres

Bild, welches Bereiche mit Grauwerten oberhalb des Grenzwertes (Boden) mit 1 und Bereiche mit Grauwerten unterhalb des Grenzwertes mit 0 kennzeichnet. Für jedes einzelne Bild wird diese Klassifizierung vorgenommen. Die binären Bilder dienen als Maske für die Originalbilder. Wird das Originalbild mit seiner Maske multipliziert, bleiben alle Bereiche, in denen die Maske eine 1 enthält (Boden), erhalten, die anderen Bereiche werden 0 gesetzt (Luft, Rohr, Brett).

Wie bereits erläutert, sind Segmentierungen eine gängige Methode um zwischen verschiedenen Materialien in einem Objekt zu unterscheiden (Perret et al., 1999; Wirjadi, 2007) (siehe Kapitel 1.3.3 „Computertomographie in der Hydrologie“).

Der benötigte Grenzwert wird mithilfe der Grauwertverteilung des jeweiligen Monolithen ermittelt, wobei Histogramme der Visualisierung dienen. Für jeden Monolithen wird ein Grenzwert ermittelt. Da die Grauwerte von Luft, Brett und Rohr niedriger sind als die des Bodens, genügt ein Grenzwert. Läge der Boden mit seinem Grauwertbereich zwischen den Grauwerten der anderen Materialien, wären zwei Grenzwerte nötig gewesen um den Boden zu identifizieren. Es zeigte sich, dass dieser Grenzwert besser identifizierbar ist, wenn die Bilder vorher mit einem Medianfilter bearbeitet werden (**1_filer**, IDL) (Luo et al., 2010a). Die Größe des Filterelements (Kernel) beträgt hier 5 x 5 Pixel. Durch das Filtern mit dem Median wird die Varianz innerhalb der Objekte verringert, ihre Grenzen werden aber nicht verwischt, oder ausgedehnt. Der Filtervorgang wird zweimal durchlaufen. Abbildung 10 zeigt einen Vergleich zwischen einem Bild im ursprünglichen und gefilterten Zustand. Es ist deutlich erkennbar, dass Objekte wie Poren oder Steine durch das Filtern nicht ausgedehnt wurden, nun aber eine einheitlichere Graufärbung besitzen.

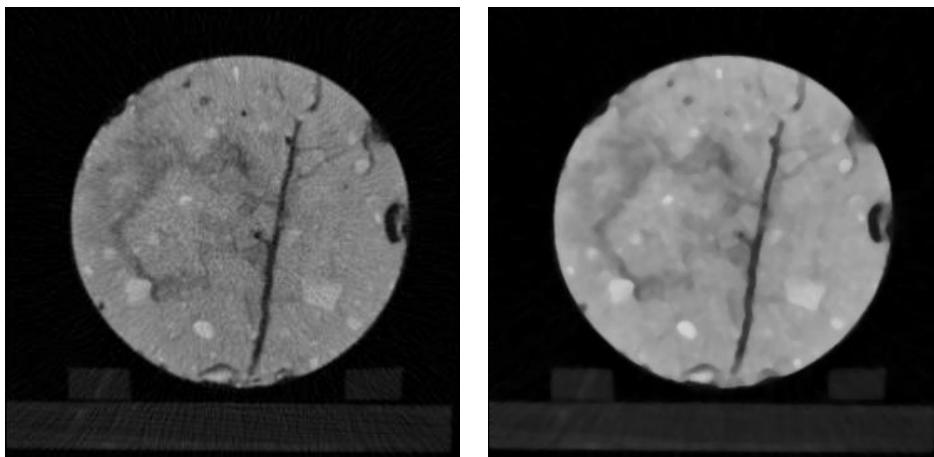


Abbildung 9: Vergleich eines ungefilterten (links) mit einem gefilterten Bild (rechts) (Monolith SEW16, 100. Bild).

An den Histogrammen kann man erkennen, dass die Maxima höher und schmaler und die Minima breiter werden (Abbildung 9). Eine Verschiebung der Maxima oder Minima ist dabei vernachlässigbar gering. Die einzelnen Materialien bzw. Komponenten sind nun noch deutlicher voneinander zu unterscheiden, insbesondere das Plateau, welches durch das Rohr entsteht, ist eindeutig vom Boden abgrenzbar. Der

Bereich im Monolithen SEW48, welcher in den ungefilterten Bildern die maximalen Grauwerte von bis zu 14720 enthält, ist nur wenige Pixel groß und wurde durch den Filtervorgang „entfernt“. Der maximale Grauwert des Monolithen SEW48 beträgt nun 2622. Das zeigt, dass der Median-Filter auch geeignet ist, um Ausreißer zu entfernen, die einen Bereich abdecken, der kleiner ist als das Filterelement. Somit wird mit ihm auch die über den Bildern liegende Streustrahlung eliminiert.

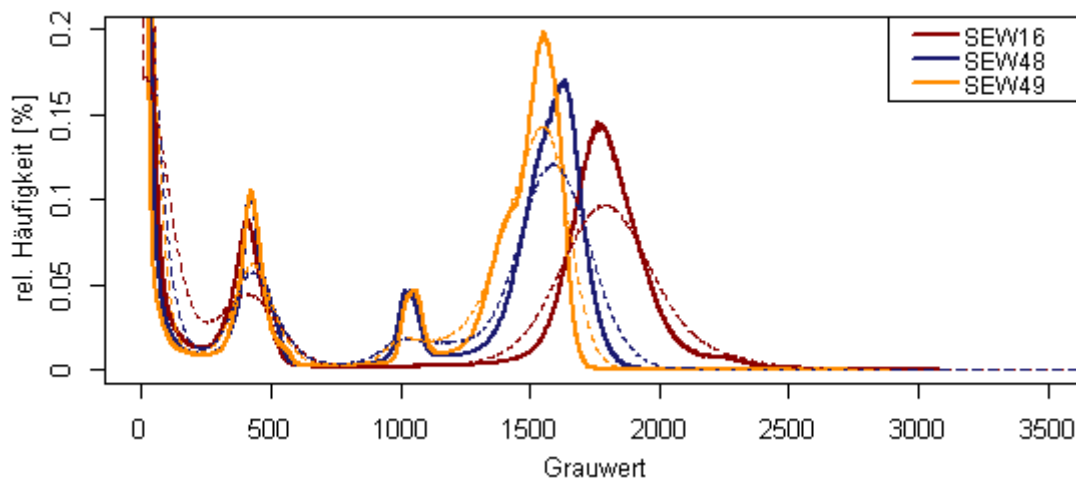


Abbildung 10: Grauwertverteilungen (rel. Häufigkeiten) der drei Monolithe, nachdem alle Bilder 2-fach mit dem Median-Filter bearbeitet wurden (durchgezogenen Linien). Die gestrichelten Linien zeigen die Verteilungen der ungefilterten Bilder.

Mit den Grauwertverteilungen der gefilterten Bilder wird die Grenzwertsuche fortgesetzt.

Nach einigen Testläufen mit visueller Auswahl des Grenzwertes wurde schließlich eine Methode entwickelt, die eine automatische Festlegung des Grenzwertes für zumindest diese Art der Grauwertverteilung bzw. Zusammensetzung der Bildkomponenten ermöglicht (**CT_histo**, R). Dabei wird zunächst je Monolith das durch das Rohr verursachte lokale Maximum \max_{Rohr} bestimmt und die Werte werden gemittelt ($\overline{\max_{\text{Rohr}}}$). Nun werden alle Grauwerte gesucht, für die Pixel in etwa dieser Anzahl vorliegen, was den Schnittpunkten der Kurven der Grauwertverteilungen mit einer horizontalen Gerade der Gleichung $y = \overline{\max_{\text{Rohr}}}$ entspricht. Da allerdings für die Berechnung lediglich die diskreten Grauwertklassen zur Verfügung stehen, kann kein wahrer Schnittpunkt berechnet werden, sondern nur innerhalb einer bestimmten y-Spanne um $\overline{\max_{\text{Rohr}}}$ nach dem dazugehörigen Grauwert gesucht werden.

Derjenige Schnittpunkt, der zwischen dem lokalen Maximum des Rohrs und dem des Bodens liegt, ist der gesuchte Grenzwert. Abbildung 11 veranschaulicht die Vorgehensweise. Die Grenzwerte betragen danach 1572 (SEW16), 1382 (SEW48) und 1287 (SEW49). Die auf diese Art gewählten Grenzwerte ordnen auch lockere Bereiche im Boden, die im Bild dunkel erscheinen, dem Hintergrund zu. Dadurch ist es möglich, die eventuell am Rand des Bodens bei der Probenahme entstandenen Auflockerungen oder Risse von weiteren Auswertungen auszuschließen.

Allerdings werden genauso Bereiche im Bodeninneren, in diesem Zusammenhang als „Poren“ bezeichnet, als Hintergrund gekennzeichnet, da sie dieselben Grauwerte besitzen wie Brett, Rohr und Luft. Sie

können aber bei den folgenden Schritten des Maskierungsvorganges wieder dem Boden zugeordnet werden.

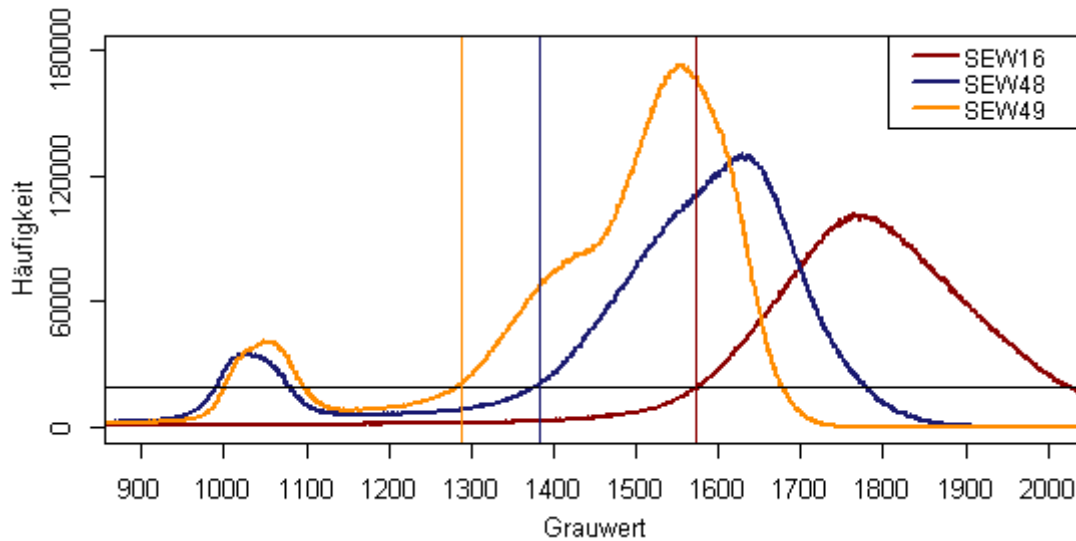


Abbildung 11: Grauwertverteilungen der drei Monolithe (2-fach gefiltert), mit der horizontalen Linie durch das gemittelte lokale Maximum des Rohrs und die sich mit ihr ergebenden Schnittpunkte mit den aufsteigenden Ästen der lokalen Maxima der Böden. Aus den Schnittpunkten resultieren die Grenzwerte für jeden Monolithen (vertikale Linien, gelb: SEW49, blau: SEW48, rot: SEW16).

In IDL (**2_bg_class**, IDL) wird zunächst der Grenzwert für jeden Monolith auf jedes Bild angewendet. Das bedeutet, dass jede Komponente einer der beiden Klassen (Hintergrund oder Boden) zugeordnet wird, indem Pixeln mit Grauwerten kleiner als der Grenzwert (Luft, Brett, Rohr und Poren) der Wert 100 und Pixeln mit Grauwerten größer als der Grenzwert (Boden) der Wert 0 zugewiesen wird. Die Bilder werden als .tiff-Dateien abgespeichert. Die Werte 100 und 0 wurden gewählt, damit die Bilder in einem herkömmlichen Bildbearbeitungsprogramm betrachtet werden können. 100 erscheint grau, 0 erscheint schwarz. Binäre Bilder erscheinen rein schwarz, da der Unterschied zwischen 0 und 1 zu gering ist um wahrgenommen zu werden.

Abbildung 12 zeigt exemplarisch die resultierende Verteilung von Hintergrund und Boden in den Bildern nach der Klassifizierung. Es ist gut erkennbar, inwiefern lockere Bodenbereiche von der Segmentierung erfasst werden und „Poren“ bilden.

Zur Weiterverarbeitung (**3_maske**, IDL) werden die .tiff-Dateien erneut geladen und binäre Bilder erstellt mit den Werten 0 für den Hintergrund (und Poren) und 1 für den Boden (Matrix und Skelett). Da die Maske nur den Hintergrund, nicht aber die Poren ausschneiden soll, kann dieses Bild noch nicht als Maske verwendet werden.

Um den Hintergrund von den Poren unterscheiden zu können bzw. die Poren wieder dem Boden zuzuordnen, wurde eine Abfrage erstellt, die zeilen- und spaltenweise (in x- und y-Richtung) Pixel für Pixel vom Bildrand ausgehend als Hintergrund klassifiziert, bis das nächste Pixel ein Bodenpixel (Wert 1) ist. Hintergrund-Pixel erhalten den Wert 2. Somit entstehen an dieser Stelle Bilder, die die Werte 2 für

Hintergrund, 0 für Poren und 1 für Matrix und Skelett enthalten. Diese Bilder werden im Folgenden als Rohmaske bezeichnet.

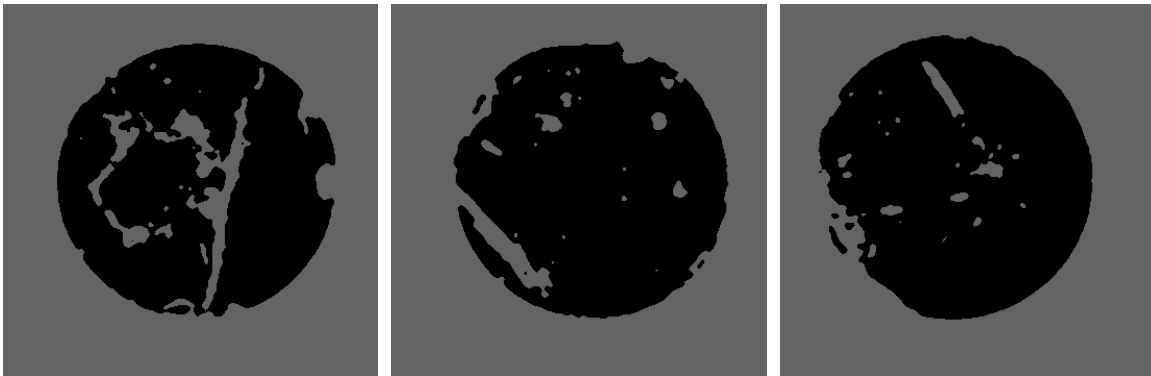


Abbildung 12: Exemplarisch für jeden der drei Monolithe das 100. Bild jeweils nach der Klassifizierung mit dem zuvor ermittelten Grenzwert.

Zunächst läuft die Abfrage über die ursprüngliche Ausrichtung der Bilder, danach werden die Bilder um 45° gedreht und die Abfrage erneut gestartet. Jedes Bild wird dabei einzeln bearbeitet. Die zwei Rohmasken je Bild (vor und nach der Rotation) werden schließlich über eine logische UND-Abfrage kombiniert: Nur dort, wo in beiden Bildern Hintergrund klassifiziert wurde, sollen die Werte später gleich Null gesetzt werden, denn durch die Drehung des binären Bildes vor der zweiten Abfrage wird vermieden, dass Poren, die sich in der Originaldarstellung in x- oder y-Richtung öffnen, später durch die Maske tief in den Boden hinein ausgeschnitten werden und ihre Ränder unnatürlich grade verlaufen. Auf diese Weise dagegen verlaufen die Bodenränder weich und Porenöffnungen dringen nur minimal tief in den Boden ein. Allerdings entstehen zunächst Artefakte in Form von Flecken im Bodenbereich (Abbildung 13, links). Nachdem die kombinierten Rohmasken in ein binäres Bild umgewandelt wurden (Boden = 1, Hintergrund = 0), können diese Artefakte mittels „opening“ („erosion“ gefolgt von „dilation“), aus dem Bodenbereich entfernt werden, wodurch die Masken fertiggestellt sind (**4_maske_erode**, IDL) (Abbildung 13, rechts). Es liegt nun für jedes Bild eine dazugehörige Maske vor.

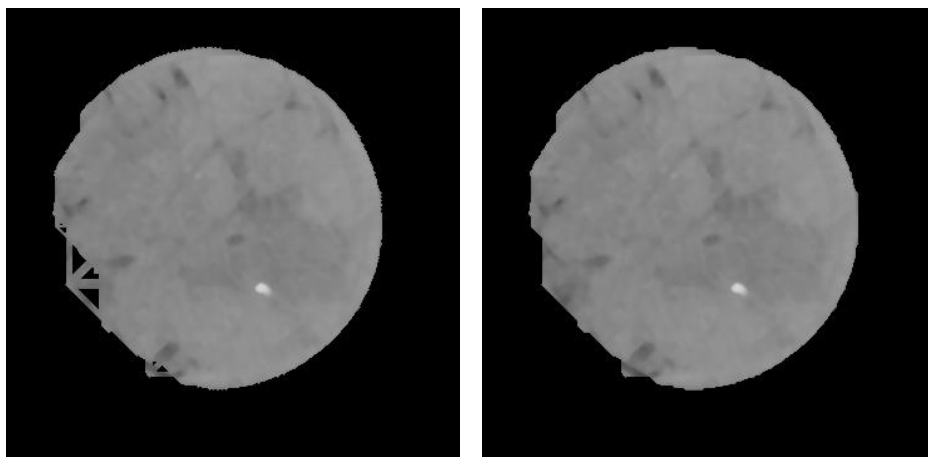


Abbildung 13: Exemplarisch ausgewähltes maskiertes Bild; links mit Artefakten, rechts mit korrigierter, fertiger Maske.

Beim folgenden sogenannten Maskieren werden die Bilder mit ihrer jeweiligen Maske multipliziert, wodurch der Boden komplett erhalten bleibt und der Hintergrund (Luft, Brett, Ring) 0 gesetzt wird. Für alle weiteren Bearbeitungsschritte dienen diese zweifach gefilterten und maskierten Bilder als Grundlage. Sie werden als .tiff-Dateien abgespeichert, damit sie auch anderen Bildbearbeitungsprogrammen zur Verfügung stehen. Die Masken werden für jeden Monolithen in einem 3D-Array angelegt und als je ein IDL-Objekt abgespeichert. Abbildung 14 zeigt exemplarisch für jeden der Monolithen eines der zweifach gefilterten und maskierten Bilder.

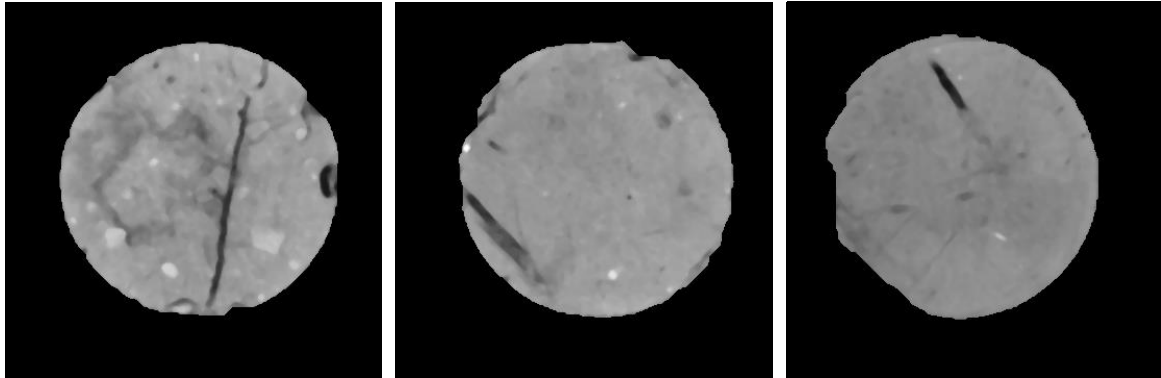


Abbildung 14: Exemplarisch für jeden der drei Monolithe das 100. Bild 2-fach gefiltert und maskiert (v.l.n.r.: SEW16, SEW48, SEW49).

Da die Monolithe keine definierten Querschnittsflächen aufweisen, gilt immer das Innere der Maske als Gesamtfläche bzw. –volumen für die entsprechende Tiefe. Um dies bei späteren Berechnungen berücksichtigen zu können, wird für jeden Monolith eine .csv-Datei geschrieben, die pro Maske und somit pro mm Tiefe eine Zeile mit der Summe der Pixel im Maskeninneren enthält. Die Werte aus dieser Datei können jederzeit abgegriffen und verwendet werden ohne dass dafür die Masken selber geladen werden müssen.

Abbildung 15 zeigt die Grauwertverteilungen der extrahierten Böden der Monolithe und Tabelle 5 enthält die dazugehörigen Kennwerte.

Tabelle 5: Volumen der Monolithe in Mio. Voxel sowie Kennwerte ihrer Grauwertverteilung (nur Bodenkörper, 2-fach gefiltert).

	SEW16	SEW48	SEW49
Bodenvol. [Mio. Voxel]	32,190	33,315	38,412
maximaler Grauwert	3075	2595	2723
arithm. Mittel	1798	1570	1498

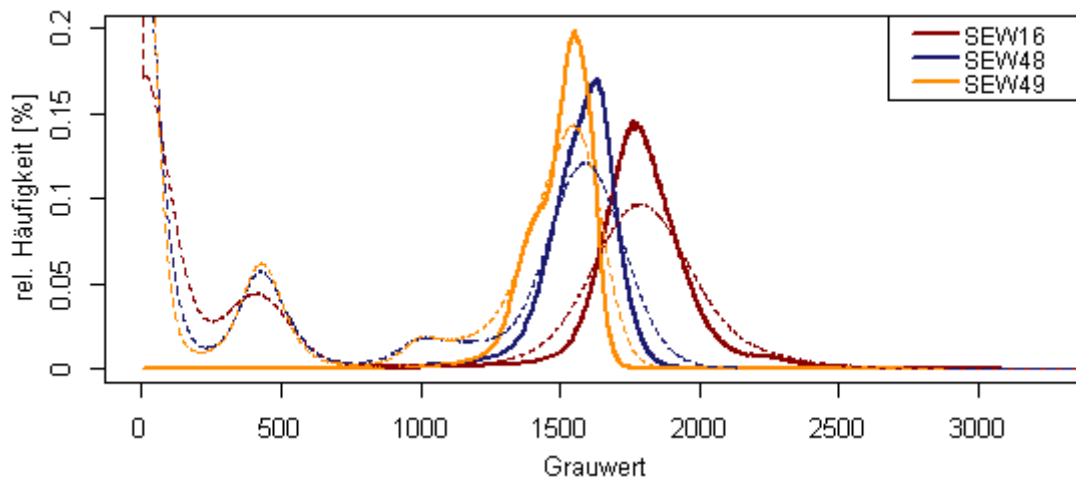


Abbildung 15: Grauwertverteilungen (rel. Häufigkeiten) der 2-fach gefilterten und maskierten Bilderstapel der Monolithe (durchgezogenen Linien). Die gestrichelten Linien zeigen die Verteilungen der ungefilterten und unmaskierten Bilder. Die rel. Häufigkeit wird jeweils auf die Gesamtanzahl Voxel der Bilderstapel ($360 \times 360 \times \text{Anzahl Bilder}$) bezogen. Der rel. Anteil des Hintergrunds ($HU=0$) ist für die maskierten Bilder nicht angegeben.

2.6.3 Identifizierung von Bereichen mit unterschiedlichen Grauwerten

Um die Monolithe hinsichtlich ihrer Grauwertverteilung besser einschätzen und miteinander vergleichen zu können, wurden mehrere Grauwertklassen gebildet, deren Anteile in jedem Bild und somit je mm Tiefe bestimmt wurden. Insgesamt wurden 15 Klassen gebildet, die den gesamten Grauwertbereich aller Monolithe abdecken. Von Null beginnend liegt die erste Grenze bei 250 und dann jede weitere um 200 höher (bis maximal 3050) (Abbildung 16, Tabelle 6). Es werden dabei nicht diejenigen Pixel/Voxel mit Grauwerten betrachtet, die innerhalb eines Intervalls lagen sondern jeweils diejenigen, mit Grauwerten unter dem entsprechenden Grenzwert. Der betrachtete Anteil wird somit von Grenzwert zu Grenzwert erweitert und vergrößert. Dadurch wird von den lockersten Bereichen eines jeden Monolithen ausgegangen, welche sukzessive in die dichteren Bereiche hinein erweitert werden bis schließlich der gesamte Monolith erfasst worden ist. Diese je Grenzwert identifizierten Bereiche sollen zum Schluss in z-Richtung zu Netzwerken verknüpft werden, damit ihre Anzahl, ihr Volumen und ihre vertikale Erstreckung über die Tiefe bestimmt werden können. Dies ist aber Inhalt des nächsten Kapitels.

Tabelle 6: Grenzwerte für die Unterteilung des Bodens in Bereiche unterschiedlicher Grauwerte.

I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII	XIII	XIV	XV
250	450	650	850	1050	1250	1450	1650	1850	2050	2250	2450	2650	2850	3050

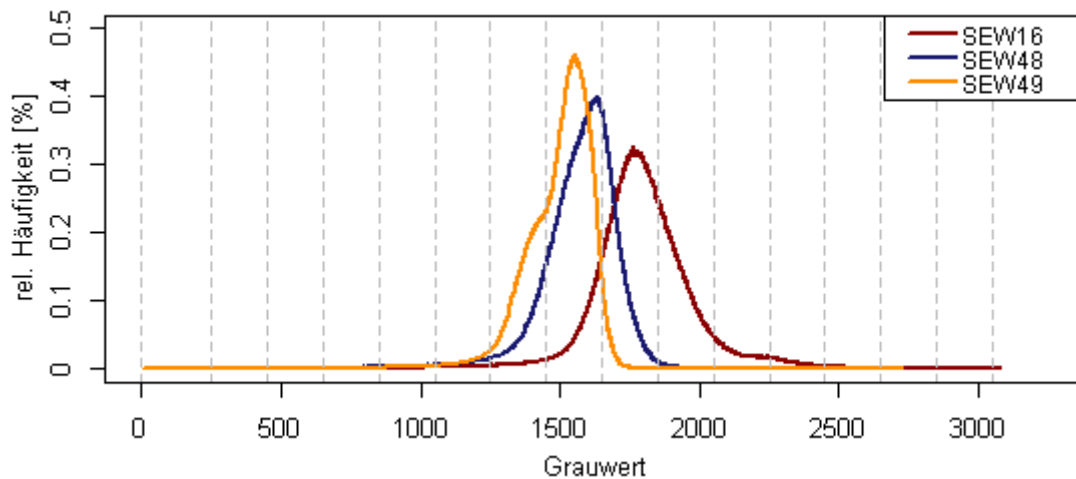


Abbildung 16: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte der drei Monolithe (nur Bodenkörper); Anteile beziehen sich auf das Volumen des Bodens (Inneres der Masken); zusätzlich eingezeichnet die Grenzwerte der 15 Grauwertklassen (vertikale Linien, grau gestrichelt) (s. Tabelle 6).

Zunächst werden aus den zweifach gefilterten maskierten Bildern für jeden der 15 Grenzwerte binäre Bilder erstellt (Segmentation) und separat als .tiff-Dateien abgespeichert (**5_segmentation**, IDL). Bereiche mit Grauwerten, die unter dem jeweiligen Grenzwert liegen, werden mit 0, Bereiche, die über dem Grenzwert liegen, mit 1 gelabelt.

Hierbei tritt das Problem auf, dass bei einer einfachen Anwendung des Grenzwertes die am Rand des Bodens liegenden Bereiche nicht mehr vom Hintergrund zu unterscheiden sind, da dieser durch den Maskierungsvorgang ebenfalls mit 0 gekennzeichnet ist. Mithilfe der Masken und über eine kleine Abänderung des Segmentierungsvorgangs können diese Bereiche aber berücksichtigt werden (Abbildung 17). Dafür werden die binären Bilder erneut geladen (**6_regionen**, IDL) und entsprechend bearbeitet. Bereits mit diesen Bildern ist es in ImageJ möglich, den mit der jeweiligen Grauwertklasse erfassten Raum dreidimensional darstellen zu lassen. Dafür müssen in den Bildern lediglich die klassifizierten Bereiche mit 255 und die nicht klassifizierten Bereiche mit 0 gekennzeichnet sein. Werden diese Bilder als „Stapel“ in ImageJ geöffnet, stellt der 3D-Viewer den Stapel als Volumen dar, in dem die klassifizierten Bereiche in einer beliebigen Farbe angezeigt werden.

Um im nächsten Schritt Netzwerke bilden zu können, die eindeutig voneinander unterscheidbar sind, müssen bereits jetzt die in jedem Bild identifizierten Bereiche durchnummeriert werden. Ermöglicht wird dies durch die in IDL implementierte Funktion „label_region“. Auch diagonal benachbarte Pixel werden hier als miteinander verbunden angesehen. Am Ende wird in jedem einzelnen Bild dem Hintergrund der Wert 0, nicht klassifiziertem Boden der Wert 1 und klassifizierten Bereichen Werte ≥ 2 zugewiesen. Die auf diese Weise entstandenen Bilder mit ihren Labels werden je Monolith als ein IDL-Objekt abgespeichert. Abbildung 18 zeigt beispielhaft, wie ein Bild mit gelabelten Bereichen aussieht.

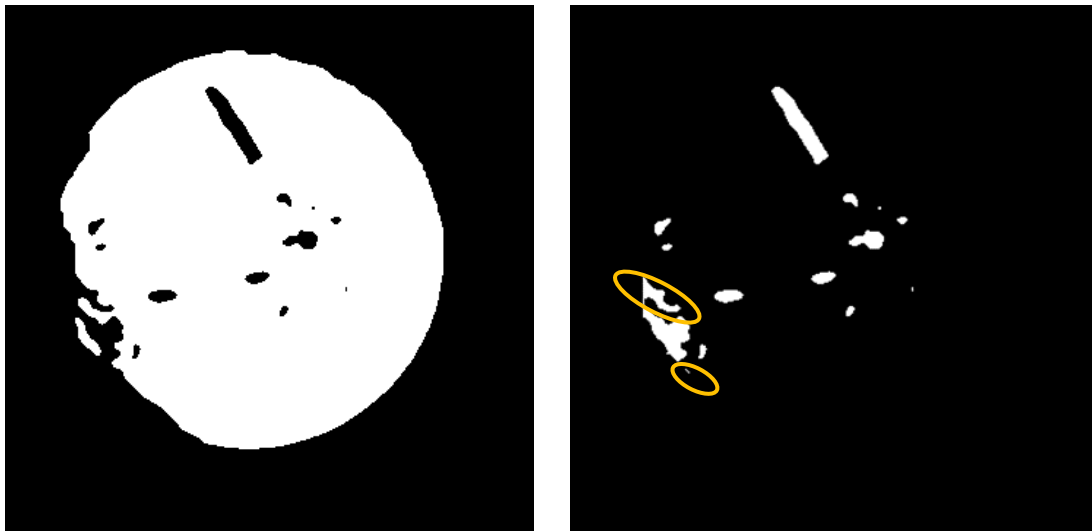


Abbildung 17: Links: binäres Bild entstanden durch die einfache Anwendung des Grenzwertes VI auf das in 108 mm Tiefe des Monolithen SEW48 aufgenommene Bild; klassifizierte Bereiche und Hintergrund erscheinen schwarz, nicht klassifizierter Boden erscheint weiß. Rechts: dasselbe Bild nach erneuter Verwendung der Maske und weiteren Bearbeitungsschritten; klassifizierte Bereiche erscheinen weiß, Hintergrund und nicht klassifizierter Boden erscheinen schwarz. Klassifizierte Bereiche, die zwischen nicht klassifiziertem Boden und Hintergrund liegen, sind im rechten Bild eindeutig identifizierbar und können somit auch in Berechnungen berücksichtigt werden. Bilder wie das rechts dargestellte, können in ImageJ im 3D-Viewer verwendet werden.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	2	1	1	1	3	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	2	2	1	1	1	4	4	4	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	4	4	4	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	4	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	5	5	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	5	5	5	1	1	6	6	6	1	1	0	0	0	0	0
0	0	1	1	5	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	7	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Abbildung 18: Links: beispielhaft dargestelltes binäres Bild mit 0/weiß: Hintergrund; 1: nicht klassifizierter Boden; grau: klassifizierter Boden; orange: klassifizierter Boden, welcher nicht als solcher erkennbar ist, weil er an den Hintergrund grenzt. Rechts: dasselbe Bild mit gelabelten Bereichen; Farbzunordnungen wie in der linken Abbildung, außer das orange markierte Pixel mit dem Label 3, welches durch die Verwendung der Maske zuvor dem Boden zugeordnet und nun gelabelt werden konnte.

2.6.4 Erstellen von Netzwerken

Mithilfe der im Folgenden beschriebenen Bearbeitungsschritte wird die Verknüpfung der gelabelten Bereiche zu Netzwerken vollzogen. Klassifizierte, durchnummerierte Bereiche der einzelnen Bilder

werden nachfolgend mit dem Begriff „Region“ bezeichnet, wohingegen in z-Richtung verbundene Bereiche „Netzwerke“ genannt werden. Für jeden Monolithen und für jede Grauwertklasse werden die einzelnen Programme nacheinander durchlaufen. Zusammenfassend geschieht dabei Folgendes: Es wird immer anhand zwei aufeinanderfolgender Bilder geprüft, ob sich Regionen überschneiden, bzw. eine Region an ein Netzwerk anschließt. Wenn eine Überschneidung vorliegt, wird die Region als dem entsprechenden Netzwerk zugehörig gekennzeichnet. Sich diagonal berührende Regionen gelten dabei auch als einem Netzwerk zugehörig. Da jedes Netzwerk am Ende ein Label besitzt, sind schließlich u. A. die genaue Anzahl der Netzwerke und ihr Volumen bestimmbar.

Bei der Erstellung der Netzwerke wird oben im Monolith begonnen (**7_network**, IDL). Die ersten beiden gelabelten Bilder werden geladen und durch Addition und logische Abfragen zu einem temporären Bild kombiniert (Pierret et al., 1999). In diesem sind Bereiche, in denen in beiden Bildern Regionen vorliegen, mit 2 gekennzeichnet, alle anderen Bereiche enthalten 0 oder 1. Damit ist es möglich, die Überschneidungen von Regionen zwischen zwei Bildern zu identifizieren und zu lokalisieren.

Im nächsten Schritt wird jede einzelne dieser Überschneidungen abgefragt und in den beiden Ausgangsbildern eindeutig markiert. Markieren bedeutet, dass in beiden Bildern alle Pixel, die das Label im Bereich der Überschneidung tragen, ein neues Label bekommen, welches für das begonnene Netzwerk steht. Die Label für die Netzwerke beginnen bei 1001. Wenn alle Überschneidungen zwischen Regionen der beiden Bilder bearbeitet sind, wird im nächsten Schritt das untere der beiden bereits verknüpften Bilder mit dem nächsten Bild verglichen wofür erneut ein temporäres Bild (s.o.) gebildet wird. Stößt dabei eine Region an ein bereits bestehendes Netzwerk, wird das Netzwerklabel weitergegeben, wird dagegen ein neues Netzwerk gebildet, weil sich zwei Regionen überschneiden, wird das Netzwerklabel um eins hochgezählt und an das neue Netzwerk vergeben. Dies geschieht, bis alle Bilder geprüft wurden. Um auch in z-Richtung Berührungen über die Diagonale als Überschneidung berücksichtigen zu können, werden im unteren der beiden miteinander verglichenen Bilder die Regionen bereits vor Entstehung des temporären Bildes über „dilate“ um ein Pixel nach außen ausgeweitet. Das Netzwerk-Label wird im Falle einer Überschneidung aber nur an die Region in seiner ursprünglichen Größe weitergegeben. Bereiche, für die es keine Überschneidungen gibt, behalten ihr Regionen-Label bei. Abbildung 19 zeigt exemplarisch das Vorgehen bei der Erstellung von Netzwerken an drei aufeinander folgenden Bildern $i-1$, i und $i+1$.

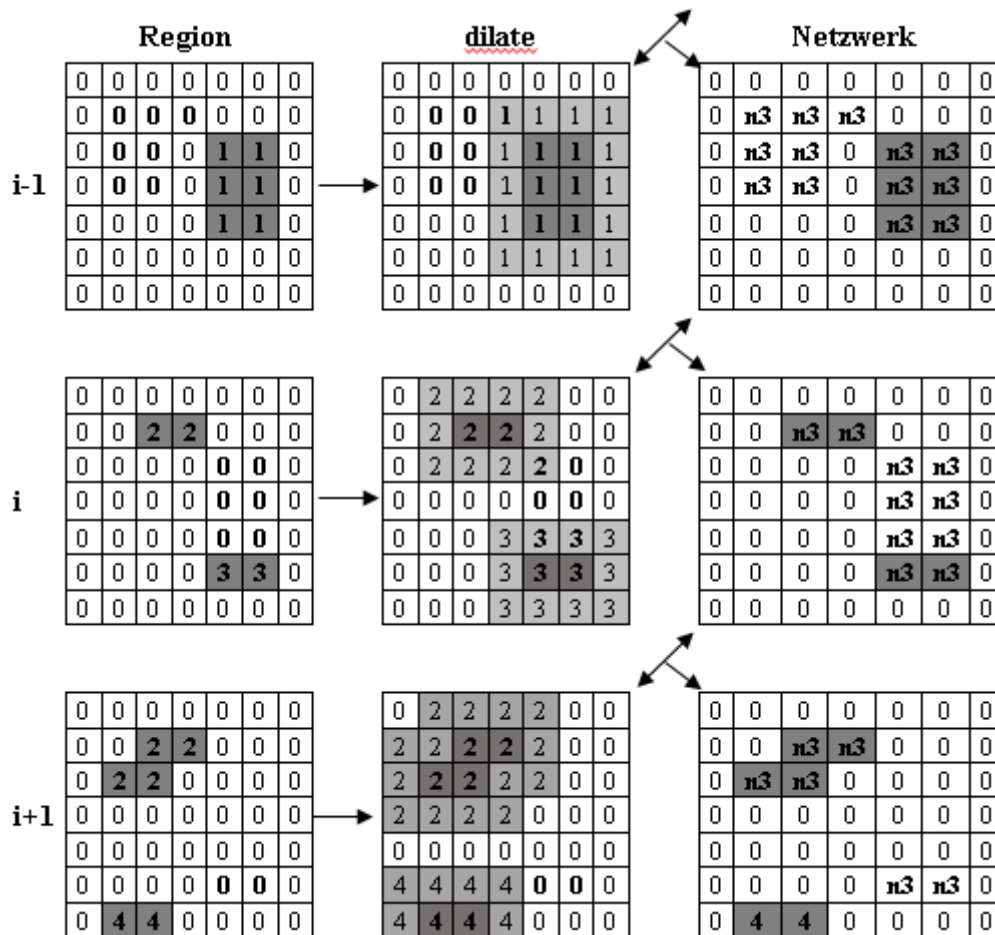


Abbildung 19: Verknüpfung der Regionen zu Netzwerken exemplarisch für drei aufeinander folgende Bilder $i-1$, i , $i+1$; fett und dunkelgrau: Pixel sind im aktuellen Bild eine Region/ein Netzwerk; fett und weiß: Pixel sind im darüber liegenden Bild eine Region/ein Netzwerk; hellgrau: Pixel werden durch „dilate“ temporär zu der Region dazu genommen; hellgrau und fett: Pixel ist im darüber liegenden Bild ein Netzwerk. Zahlen stehen für Label von Regionen, ein vorangestelltes n kennzeichnet ein Netzwerklabel.

Im Falle von zwei von oben kommenden aufeinander treffenden Ästen kann nur eines der beiden Label weitergegeben werden. Einer der beiden Äste wird somit abgeschnitten und als einzelnes Netzwerk behandelt. Dies führt zu einer starken Überschätzung der Anzahl der Netzwerke und zu einer Unterschätzung der Längen. Verzweigungen nach unten werden korrekt berücksichtigt. An alle nach unten abgehende Äste wird dasselbe Label weitergegeben (Abbildung 20).

Zur Korrektur werden im nächsten Programm (**7_network_improve**, IDL) die bereits erkannten Netzwerke überprüft und bei Bedarf neu gelabelt. Dabei wird ähnlich vorgegangen wie bei der Verknüpfung der Regionen, indem ebenfalls ein temporäres Bild gebildet wird. Der Unterschied besteht darin, dass dieses Mal von unten begonnen wird und in den bestehenden Netzwerken abgefragt wird, ob im Bereich einer Überschneidung in beiden Bildern dasselbe Label vorliegt. Wenn dies zutrifft, werden beide Label beibehalten, wenn nicht, wird das Label im oberen Bild vom Label des darunterliegenden Bildes überschrieben. Dadurch erhalten zuvor abgeschnittene Äste dasselbe Label wie das Hauptnetzwerk. Die Bilderstapel werden nach dieser Korrektur als zusätzliches IDL-Objekt abgespeichert.

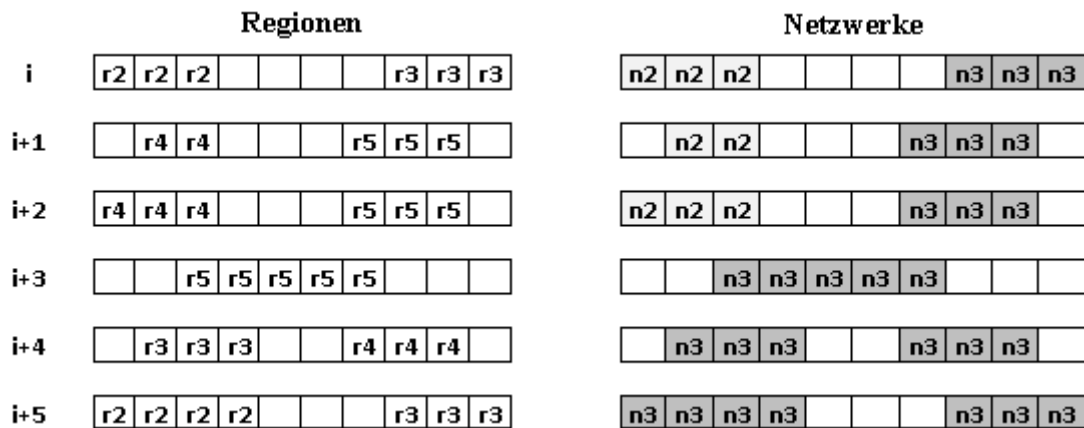


Abbildung 20: Queransicht von exemplarisch dargestellten aufeinander folgenden Bildern. Zahlen stehen für die Label, die vorangestellte Buchstaben r und n jeweils für Region und Netzwerk. Links sind lediglich die Regionen identifiziert, rechts bereits die Netzwerke gebildet. Dabei ist deutlich, wie ein Ast abgeschnitten wird (n2), wenn sich zwei Äste zu einem Netzwerk verbinden. In einem Korrekturdurchlauf würde das Label n2 im rechten Bild dann durch das Label n3 überschrieben werden.

Für einige Klassen wurde beobachtet, dass nach einem einmaligen Korrekturvorgang noch nicht alle abgeschnittenen Äste erfasst worden sind. Dies konnte leicht überprüft werden, indem für jeden Monolith die maximale Netzwerklänge je Klasse betrachtet wurde. Es fiel auf, dass in den Klassen VII bis IX aller Monolithe die maximale Netzwerklänge von Klasse zu Klasse abnahm. Das ergibt aber keinen Sinn, da jedes in einer beliebigen Klasse identifizierte Netzwerk auch in der darauffolgenden Klasse existieren muss, wenn nicht sogar in einer erweiterten Form. Die maximale Netzwerklänge könnte demnach von Klasse zu Klasse konstant bleiben, darf aber niemals abnehmen. Es ist noch nicht ganz geklärt, wie das Problem zustande kommt. Es wird angenommen, dass der Grund die mit den Klassen zunehmende Vernetzung mit komplexen Strukturen und hohen Verzweigungsgraden ist, wodurch der Korrektur-Algorithmus nicht fähig ist, alle Überschneidungen zu erfassen. Es war aber leider nicht möglich, einen konkreten Fall bzw. ein konkretes Netzwerk ausfindig zu machen, an dem der Vorgang genau hätte beobachtet werden können. Schließlich erzielte eine Wiederholung des Korrekturdurchgangs, bei dem die Vernetzung von oben kommend erneut überprüft wurde, eine Verbesserung, sodass die maximalen Netzwerklängen nur noch in einzelnen und je nach Monolith unterschiedlichen Klassen kürzer wurden.

Da es nicht praktikabel ist, den Korrektur-Algorithmus jedes Mal einzeln zu starten und die Überprüfung anhand der Netzwerklängen sowohl aufwändig als auch zu ungenau ist, wird in einem weiteren Programm (**10_network_final**, IDL) der oben beschriebene Korrektur-Algorithmus automatisiert durchgeführt und so oft wiederholt, bis alle Netzwerke endgültig fertiggestellt sind. Ob die Korrektur vollständig vollzogen ist, lässt sich anhand zweier Bedingungen prüfen:

Die erste Bedingung nutzt die Tatsache, dass jedes Netzwerk ein einziges Label besitzen sollte. Im allerersten Schritt der Verknüpfung bekommt aber fast jeder Ast eines Netzwerkes ein eigenes Label.

Wird die Korrektur durchlaufen, werden Label, die an „abgeschnittene“ Äste vergeben wurden, überschrieben und liegen somit im Monolithen nicht mehr vor. Die Gesamtzahl der vergebenen Label nimmt also ab. Die Korrektur wird deshalb so oft durchlaufen, bis es keine Reduktion in der Label-Anzahl mehr gibt und die Anzahl der Label aus dem letzten Durchlauf mit der Anzahl des vorherigen Laufs übereinstimmt. Das ist eine einfach zu erstellende Abfrage, die wenig Rechenleistung in Anspruch nimmt. Erst nach Erfüllung der ersten wird die zweite Bedingung geprüft. Diese verlangt gleichbleibende Volumina der einzelnen Netzwerke. Es kann z.B. sein, dass sich zwar die Anzahl der Label nicht mehr verändert, aber dass Voxel von einem Netzwerk abgezogen und einem anderen zugeteilt werden. Es zeigte sich, dass die zweite Bedingung fast nie erfüllt wurde, da je nach Verlaufsrichtung des Algorithmus (von oben oder von unten kommend), stets Voxel von einem Netzwerk auf ein anderes umverteilt wurden. Um die so verursachte Endlosschleife abubrechen, wurde im Voraus eine maximale Anzahl von Wiederholungen festgelegt, nach der die Korrektur abgebrochen wird, auch wenn keine der Bedingungen erfüllt sein sollte. Für die in dieser Arbeit präsentierten Ergebnisse wurde die maximale Anzahl der Wiederholungen auf $n=5$ festgelegt. Dies erwies sich als ausreichend um die erste Bedingung immer erfüllen zu können. Mit der ersten Verknüpfung der Regionen zu Netzwerken, der ersten, separaten Korrektur und der automatisierten Korrektur wird somit jeder Bilderstapel siebenmal durchlaufen, bis die Netzwerke endgültig fertig gestellt sind.

Am Ende des Korrekturvorgangs (**10_network_final**, IDL) wird je Monolith und Klasse eine .csv-Datei geschrieben, die jedes Netzwerk unter einem Index notiert und dessen Volumen, Starttiefe, Endtiefe und vertikale Erstreckung angibt.

Außerdem wird pro Monolith und Klasse eine .csv-Datei erstellt, in der in jeder Zeile die Summe der klassifizierten Pixel je Bild angegeben wird (**9_tiefenprofil_ausgabe**, IDL). Mithilfe der Querschnittsflächen der Monolithe in jeder Tiefe, sprich der Fläche im Inneren der Masken, lassen sich hochaufgelöste Tiefenprofile über die Anteile der jeweiligen Klassen erstellen.

Ein in R verfasster Code (**CT_network**, R) bietet eine Vielzahl von Auswertungsmöglichkeiten, indem die Output-Files bezüglich der Netzwerke eingeladen und verschiedene Abfragen vorgenommen werden können. So kann z.B. für eine beliebige Klasse für jede Tiefe oder für beliebig festgelegte Tiefenstufen die maximale Länge oder das maximale Volumen aller in dieser Tiefe beginnenden Netzwerke ermittelt werden. Außerdem können die kompletten Datensätze nochmals nach Länge oder Volumen gefiltert werden. So ist es z.B. möglich, nur Netzwerke mit einer bestimmten Mindestlänge in die weiteren Betrachtungen einzubeziehen. Die Filter können auch kombiniert angewendet werden, sodass zwei oder mehr Merkmale wie z.B. Tiefe, Länge und zusätzlich das Volumen bestimmte Kriterien erfüllen müssen. Teilweise sind für die Abfragen auch entsprechende Abbildungen angelegt, sodass zugleich eine Visualisierung stattfindet.

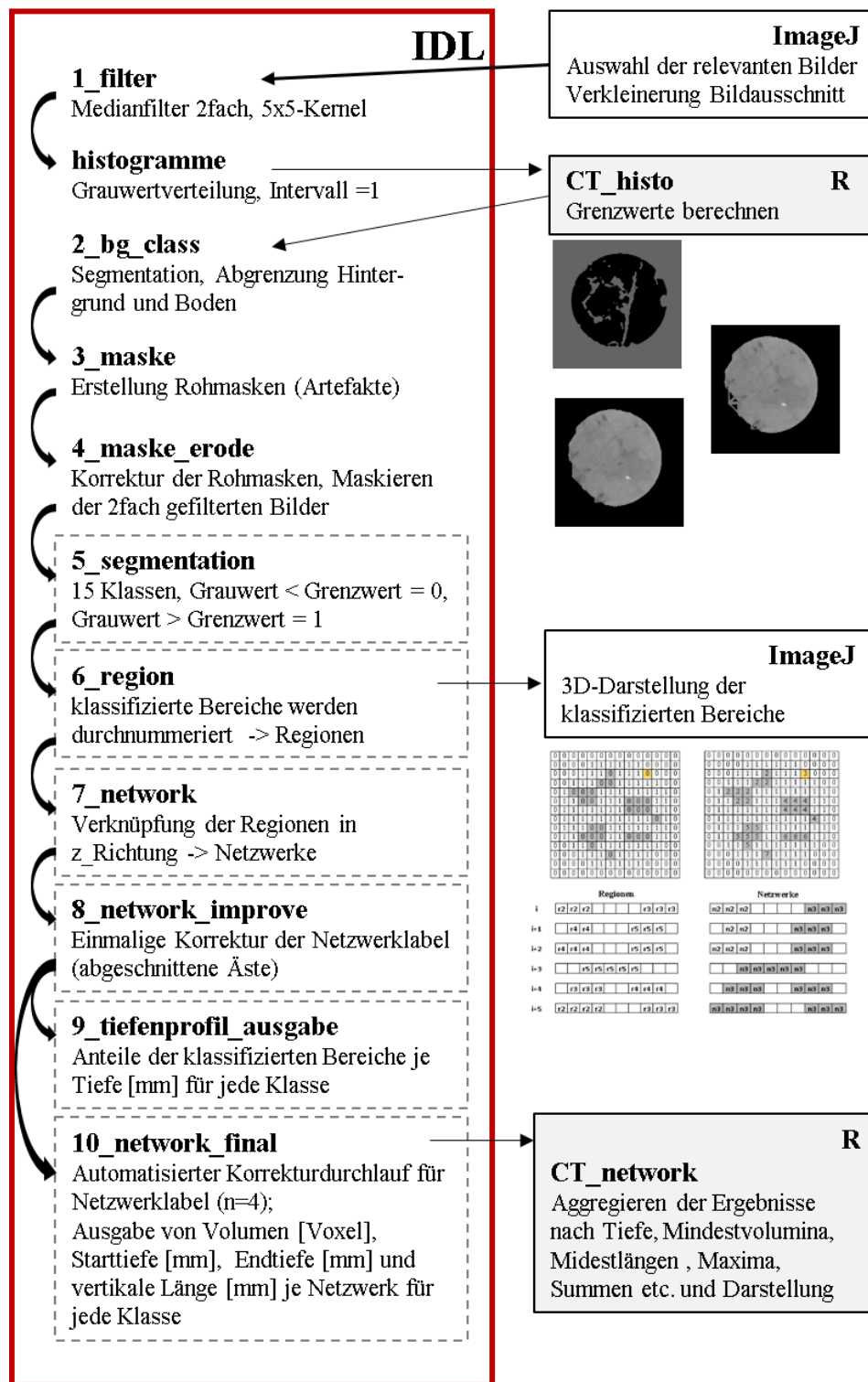


Abbildung 21: Flussdiagramm über die Abfolge der einzelnen Programmdateien und die jeweils verwendete Software. IDL-Programme, die grau gestrichelt umrandet sind, werden für jeden Monolithen je Klasse einmal durchlaufen. IDL-Programme ohne Umrandung werden nur einmal je Monolith durchlaufen.

3 Ergebnisse

Alle hier gezeigten Ergebnisse beziehen sich auf das Jahr 2011. Die Ergebnisse aus dem Jahr 2012 für die Beregnungsversuche mit Brilliant Blue sind im Anhang dargestellt, werden aber nicht in Vergleiche einbezogen oder diskutiert.

3.1 Ergebnisse der Beregnungsversuche mit Brilliant Blue

Abbildung 22 zeigt die Tiefenprofile über die Volume Density als Summe der Stained Path Width für jeden Plot (SEW16, SEW48, SEW49) und jede Beregnungsdauer (1h, 2h, 3h).

Für SEW16 und alle Beregnungsdauern ist charakteristisch, dass die obersten Zentimeter fast über die gesamte Profilbreite eingefärbt waren. Danach nimmt die VD mit der Tiefe kontinuierlich ab. Für die Beregnungsdauer von einer Stunde (1h) ist diese Abnahme bis zur Profilunterkante zu beobachten, wo fast kein Tracer mehr zu erkennen war. Für die Beregnungsdauern 2h und 3h besteht die kontinuierliche Abnahme bis ca. 25 cm Tiefe, danach stellt sich eine konstante VD ein. Für 2h ist diese sehr gering mit nur etwa 10 % Einfärbung der Profilbreite. An der Unterseite des Profils (55 cm) reduziert sich die VD schließlich auf 0. Für 3h beträgt die VD ab 25 cm Tiefe konstant 0,25 bis zur Profilunterkante in 60 cm Tiefe. Auffällig ist für 2h eine plötzliche Zunahme der VD in ca. 15 cm Tiefe, nach welcher die VD aber wieder kontinuierlich abnimmt. Auch für die beiden anderen Beregnungsdauern 1h und 3h deutet sich in 10 cm bzw. 20 cm eine Unregelmäßigkeit in der sonst kontinuierlichen Abnahme der VD an.

Für SEW48 zeigt sich eine intensive Färbung in den oberen 10 cm. Dabei nimmt die VD innerhalb der oberen 10 cm zunächst nach unten zu, sodass die maximale VD in ca. 8 cm mit Werten $> 0,8$ erreicht ist. Für 1h deutet sich in 20 cm ein sogenannter „Bypass“-Horizont an. Dort nimmt die VD auf etwa 0,1 ab, steigt danach aber wieder auf etwa das Doppelte an. Ab einer Tiefe von 40 cm wurde fast kein Tracer mehr beobachtet. Auch für 2h deutet sich dieses „Bypass“-Phänomen an, allerdings wenige Zentimeter höher als bei 1h und nicht so stark ausgeprägt. Ab einer Tiefe von 40 cm erreicht die VD einen konstanten Wert von ca. 0,1 bis zur Profilunterkante. Für 3h nimmt die VD nach dem Maximum in 8 cm Tiefe kontinuierlich bis in 40 cm Tiefe ab, wo überhaupt kein Tracer mehr erkannt wurde. In den untersten 5 cm des Profils (55-60 cm) kam es schließlich noch mal zu einem minimalen Austritt von Tracer.

Bei SEW49 zeichnen sich die Beregnungsdauern 2h und 3h durch konstante und vergleichsweise intensive Färbungen bis zur Profilunterkante in ca. 65 cm aus. Für 1h ist die VD mit 0,5 in den obersten Zentimetern eher gering. Sie nimmt in den folgenden 20 cm mit der Tiefe auf etwa 0,2 ab und bleibt dann bis zur Profilunterkante in 68 cm konstant. Bei 2h und 3h beträgt die VD in den oberen 10 cm bzw. 20 cm konstant 0,8, nimmt danach auf etwa 0,4 ab und steigt dann in einer Tiefe von 35 cm bzw. 50 cm auf ca. 0,6 an. Diese intensive Färbung ist bis zur Profilunterkante zu beobachten.

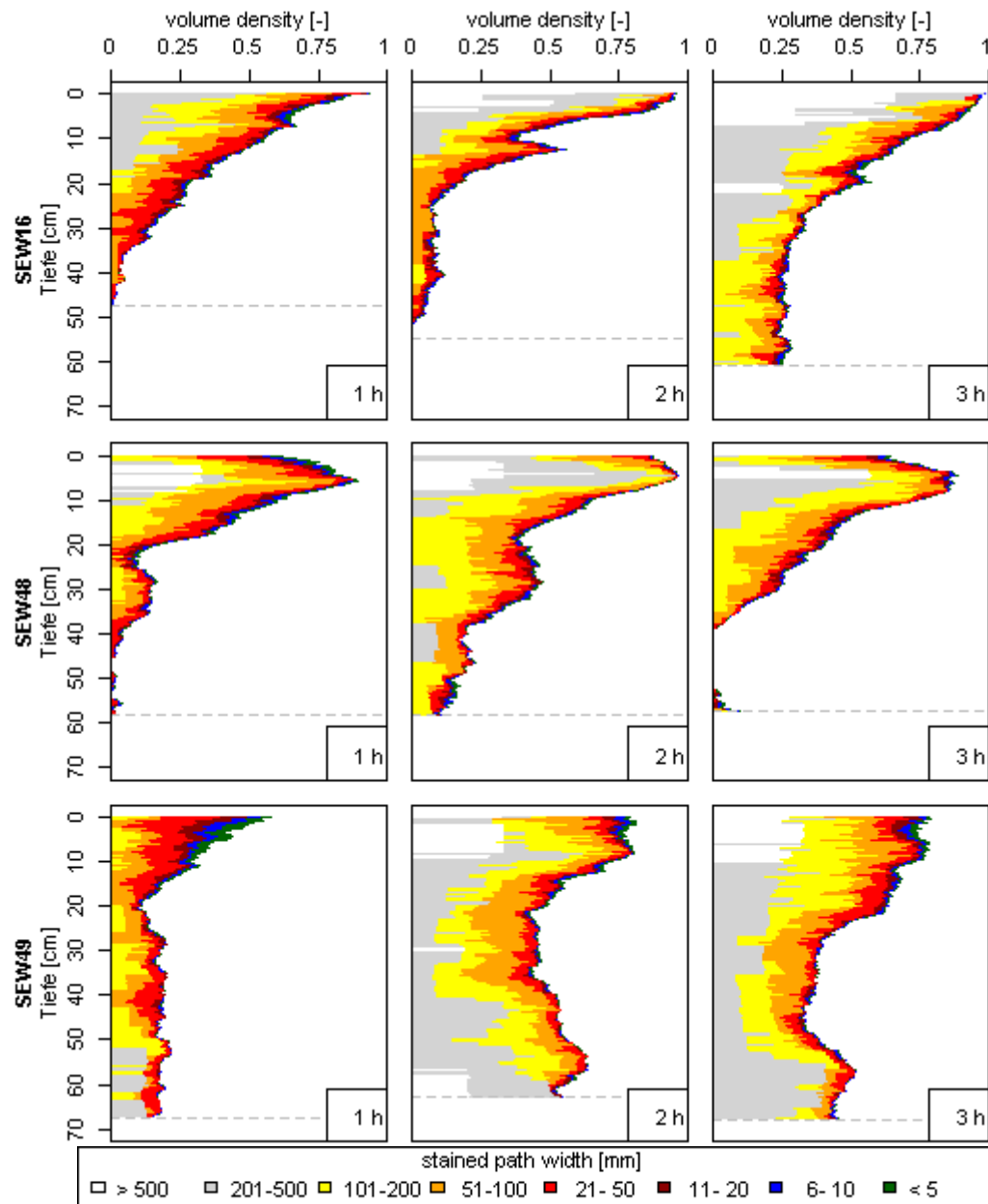


Abbildung 22: Volume Density [-] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Farblich differenziert sind die Anteile für acht Klassen der SPW; die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Tiefe der Profilunterkante.

Abbildung 23 zeigt die Surface Area Density über die Tiefe für alle drei Plots (SEW16, SEW48, SEW49) und alle Berechnungsdauern (1h, 2h, 3h). Mit Ausnahme für 1h in SEW49 ist die SD insgesamt niedrig, was für wenige gefärbte Objekte spricht. Bei einer gleichzeitig hohen VD sind diese Objekte groß, in Kombination mit einer niedrigen VD dagegen klein. Für SEW49 (h1) wird in den oberen Zentimetern für eine kleine VD gleichzeitig eine sehr hohe SD beobachtet. Das heißt, dass die vergleichsweise geringe Färbung außerdem durch viele kleine Objekte verursacht wurde. Als dominierender Fließtyp resultiert daraus Makroporenfluss mit gemischter Interaktion (für die Darstellung der dominierenden Fließtypen siehe Abbildung 24). Die maximale VD für SEW48 in ca. 8 cm spiegelt sich in der jeweiligen SD durch ein Minimum wider. Die Färbung in dieser Tiefe wird somit durch wenige große Objekte verursacht. In den resultierenden Fließtypen lässt sich dieser Zusammenhang ebenfalls wiederfinden (Abbildung 24). Dort ist für 2h und 3h (SEW48) in den entsprechenden Tiefen von ca. 8 cm bzw. 80 mm homogener Matrixfluss als dominierender Fließtyp identifiziert worden. Für 1h wurde dieser Tiefe dagegen heterogener Matrixfluss zugeordnet. Das Minimum in der SD ist dort nicht so stark ausgeprägt wie für 2h und 3h, was insgesamt auf mehr und dafür kleinere Objekte hindeutet. Dies wiederum lässt sich auch anhand der in Abbildung 22 zusätzlich dargestellten SPW nachvollziehen. Die hohe und über die Tiefe konstante VD in SEW49 für 2h und 3h in Kombination mit niedrigen und ebenfalls über die Tiefe konstanten Werten für die SD resultieren dagegen in heterogenem Matrixfluss über die ganze Profilmächtigkeit.

Die in Abbildung 24 dargestellten Tiefenprofile der Fließtypen für alle Plots und Berechnungsdauern resultieren direkt aus der in Abbildung 22 jeweilig dargestellten SPW. Diese Art der Darstellung ermöglicht aber zusätzlich eine Interpretation der Farptracerverteilung am Bodenprofil in Form von dynamischen Prozessen, die dort während des Infiltrationsvorgangs stattgefunden haben.

Die Falschfarbenbilder, auf deren Auswertung die Berechnungen der VD, SD und SPW beruhen, sind im digitalen Anhang beigelegt.

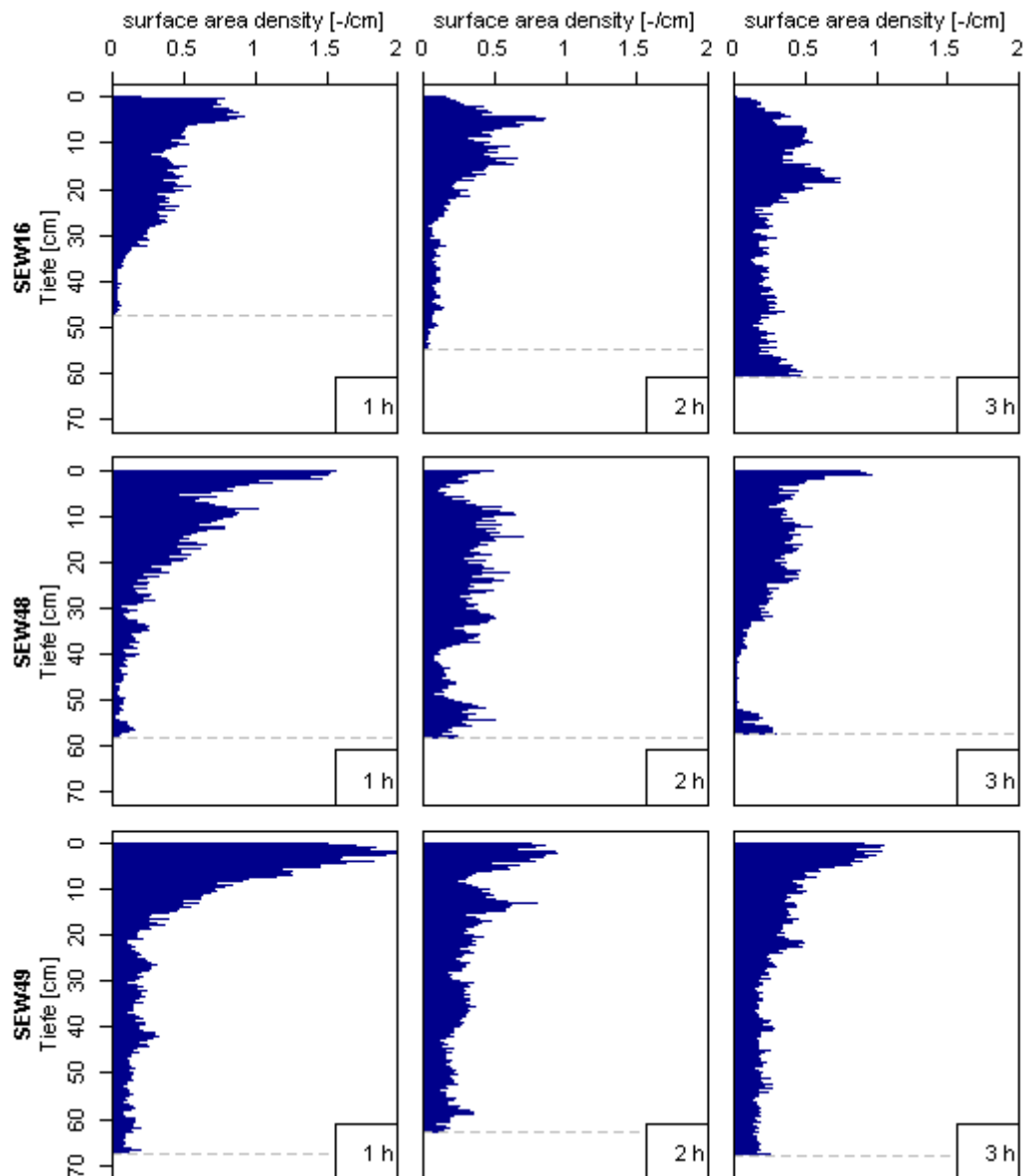


Abbildung 23: Surface Area Density [-/cm] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Tiefe der Profilunterkante.

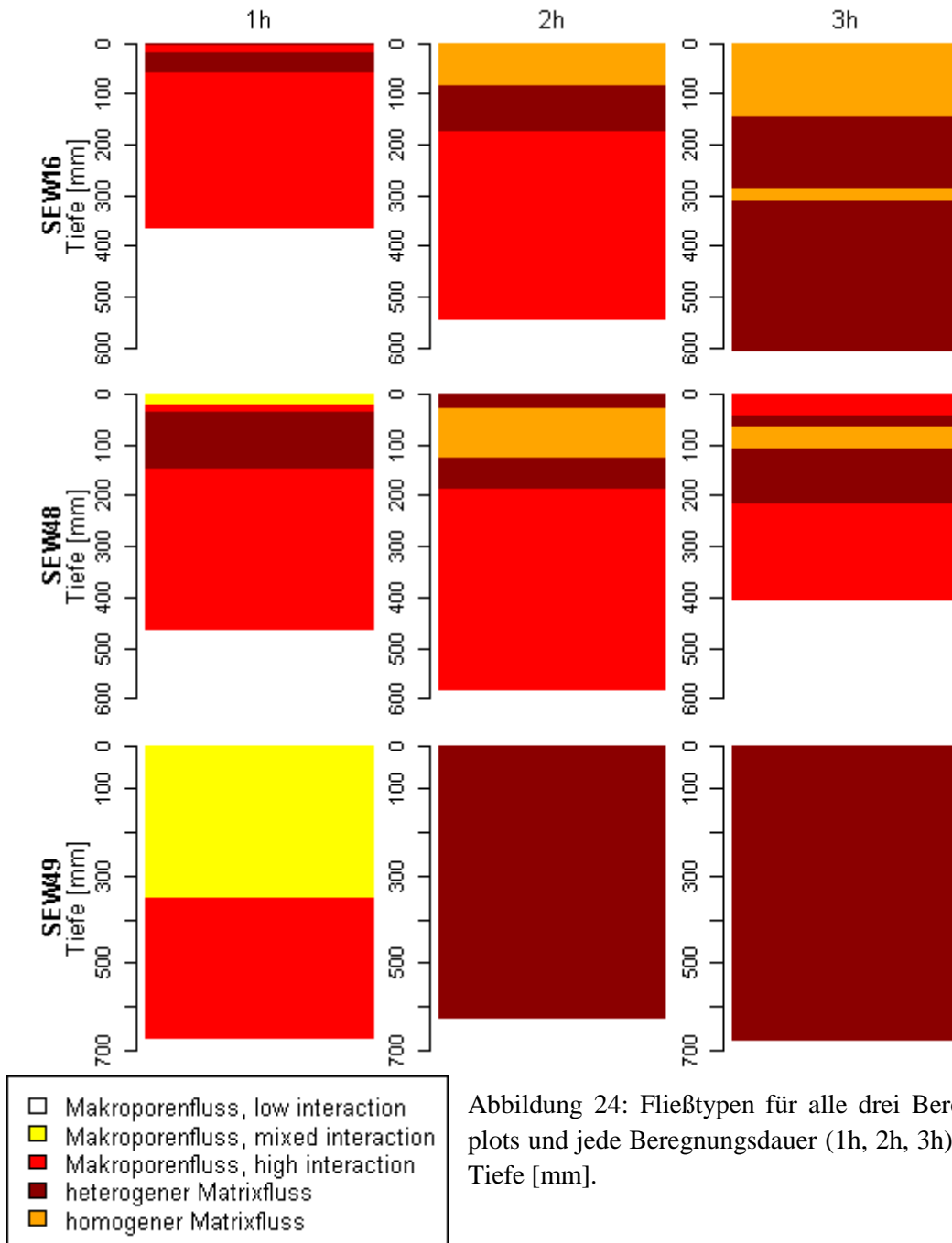


Abbildung 24: Fließtypen für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [mm].

3.2 Ergebnisse der Multistep-Outflow-Versuche

3.2.1 Retention

Abbildung 25 zeigt die für jeden Plot in jeder Tiefenstufe berechneten pF-Kurven sowie die daraus resultierenden Porenraumverteilungen. Ergänzend sind in Tabelle 7 Werte für die Gesamt- und die Makroporosität für jeden Plot und jede beprobte Tiefenstufe angegeben.

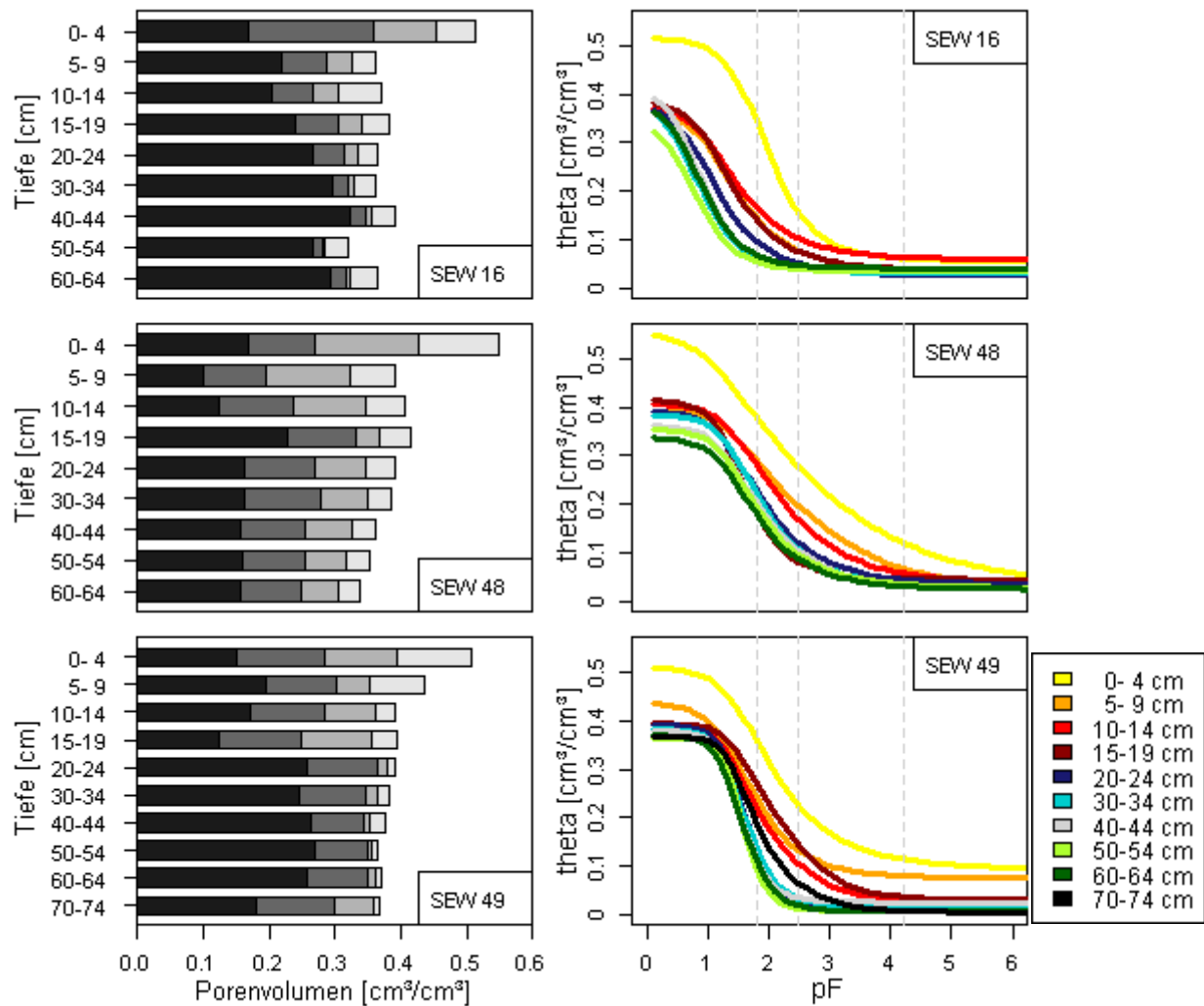


Abbildung 25: Linke Seite: Porenvolumen [cm³/cm³] je Tiefenstufe für die drei Versuchsflächen SEW16, SEW48 und SEW49 mit zusätzlicher Untergliederung in Grobporen, grobe Mittelporen, feine Mittelporen und Feinporen (Grauabstufung von dunkel nach hell). Rechte Seite: pF-Kurven für dieselben Versuchsflächen, farblich unterschieden nach Tiefenstufe; theta [cm³/cm³] bezeichnet den Porenraum bezogen auf das Gesamtprobenvolumen, welcher für eine gesättigte Probe beim jeweils angelegten Unterdruck noch wassergefüllt sind.

Die pF-Kurven zeigen für alle drei Plots einen typischen Verlauf für Sandböden mit einer relativ niedrigen Gesamtporosität und einem hohen Anteil an Makroporen (Abbildung 25). In der obersten Tiefenstufe (0-4 cm) wird eine bis zu 16 % höhere Gesamtporosität im Vergleich zur zweiten Tiefenstufe beobachtet (SEW48). Grund dafür ist der höhere Anteil an organischem Material in den oberen Bodenzentimetern. Die drei Böden ähneln sich hinsichtlich ihrer Gesamtporosität von ca. 40 % über alle Tiefenstufen betrachtet sehr. Dennoch gibt es ein paar Auffälligkeiten. So nimmt für SEW16 die Makroporosität in den oberen 0-45 cm kontinuierlich von 17 % auf 32 % zu und verdoppelt sich somit fast. Die 32 % Makroporosität in 40-44 cm für SEW16 ist die höchste Makroporosität, die insgesamt für alle Plots und alle Tiefenstufen beobachtet wird. SEW48 zeichnet sich durch eine vergleichsweise geringe Makroporosität mit ca. 16 % über alle Tiefenstufen aus. Lediglich in der Tiefenstufe 5-9 cm ist die

Makroporosität noch geringer mit 10 % und in der Tiefenstufe 15-19 cm höher mit 23 %. Die 10 % Makroporosität in 5-9 cm Tiefe für SEW48 ist die niedrigste gemessene Makroporosität für alle Plots und alle Tiefenstufen. Die Gesamtporosität für SEW49 ist in allen Tiefenstufen ab 15 cm und tiefer mit Werten von 36-39 % beinahe konstant. In der Makroporosität ist dagegen ein Sprung von 12 % in der Tiefenstufe 15-19 cm zu 26 % in der Tiefenstufe 20-24 cm festzustellen wodurch sich die Makroporosität mehr als verdoppelt.

Tabelle 7: Gesamtporosität [%] je Tiefenstufe und Versuchsfläche. In Klammern ist die Makroporosität angegeben.

Tiefe [cm]	SEW16	SEW48	SEW49
	Porosität (Makroporosität) [%]		
0- 4	51 (17)	55 (17)	51 (15)
5- 9	36 (22)	39 (10)	43 (19)
10-14	37 (20)	41 (13)	39 (17)
15-19	38 (24)	41 (23)	39 (12)
20-24	36 (27)	39 (16)	39 (26)
30-34	36 (30)	38 (16)	38 (25)
40-44	39 (32)	36 (16)	38 (26)
50-54	32 (27)	35 (16)	36 (27)
60-64	36 (29)	34 (16)	37 (26)
70-74			37 (18)
Arithm. Mittel*	37 (26)	39 (16)	39 (23)

*gewichtetes Mittel über die Tiefe; die Porositäten werden jeweils für die darunterliegende Tiefenstufe übernommen, sofern für diese kein eigener Wert erhoben wurde.

3.2.2 Hydraulische Leitfähigkeit

Abbildung 26 zeigt die Leitfähigkeitskurven in Abhängigkeit des pF für alle Plots und für alle beprobten Tiefenstufen. Die Leitfähigkeit wird als dekadischer Logarithmus der Leitfähigkeit in cm/s dargestellt. Im Folgenden wird darauf verzichtet, die Einheit anzugeben. Die Leitfähigkeitskurven liegen im typischen Bereich für sandige Waldböden (Puhlmann und von Wilpert, 2012). Von einer zunächst sehr hohen gesättigten Leitfähigkeit von 0,27 bis -2,75 bleiben die Werte bis zu einem pF von 1,8 beinahe konstant und nehmen dann mit zunehmendem pF rasch ab. Dabei fällt die unterschiedlich starke Abnahme zwischen den drei Plots auf. Die Kurvenverläufe von SEW16 und SEW48 ähneln sich sehr mit eng beieinander liegenden Kurven für die einzelnen Tiefenstufen. Für SEW16 nimmt die Leitfähigkeit in der obersten Tiefenstufe (0-4 cm) mit zunehmendem pF am stärksten ab. Für SEW48 ist die Abnahme in 30-34 cm am stärksten, die Kurve weicht aber kaum von denen der anderen Tiefenstufen ab. Für SEW49 ist eine starke Auffächerung der Kurven je Tiefenstufe mit zunehmendem pF zu beobachten. Zwischen den Tiefenstufen bestehen bei einem pF von 4,2 große Unterschiede in der Leitfähigkeit. Dabei ist die Abnahme mit zunehmender Tiefe stärker. Ausnahme dabei ist die Tiefenstufe 60-64 cm, deren Kurve den gleichen Verlauf aufweist wie die der Tiefenstufe 30-34 cm. Tabelle 8 fasst die beobachteten Werte für die Leitfähigkeit aller drei Plots für pF=0, pF=1,8 und pF=4,2 zusammen. Die gesättigte Leit-

fähigkeit ($pF=0$) ist für SEW16 am höchsten, die Leitfähigkeit bei $pF=4,2$ ist für SEW49 deutlich niedriger als für SEW16 und SEW48. Eine Übersicht über die gesättigte hydraulische Leitfähigkeit je Plot und Tiefenstufe bietet Tabelle 9. Dabei ist kein systematischer Zusammenhang zwischen Bodentiefe und der gesättigten Leitfähigkeit zu erkennen.

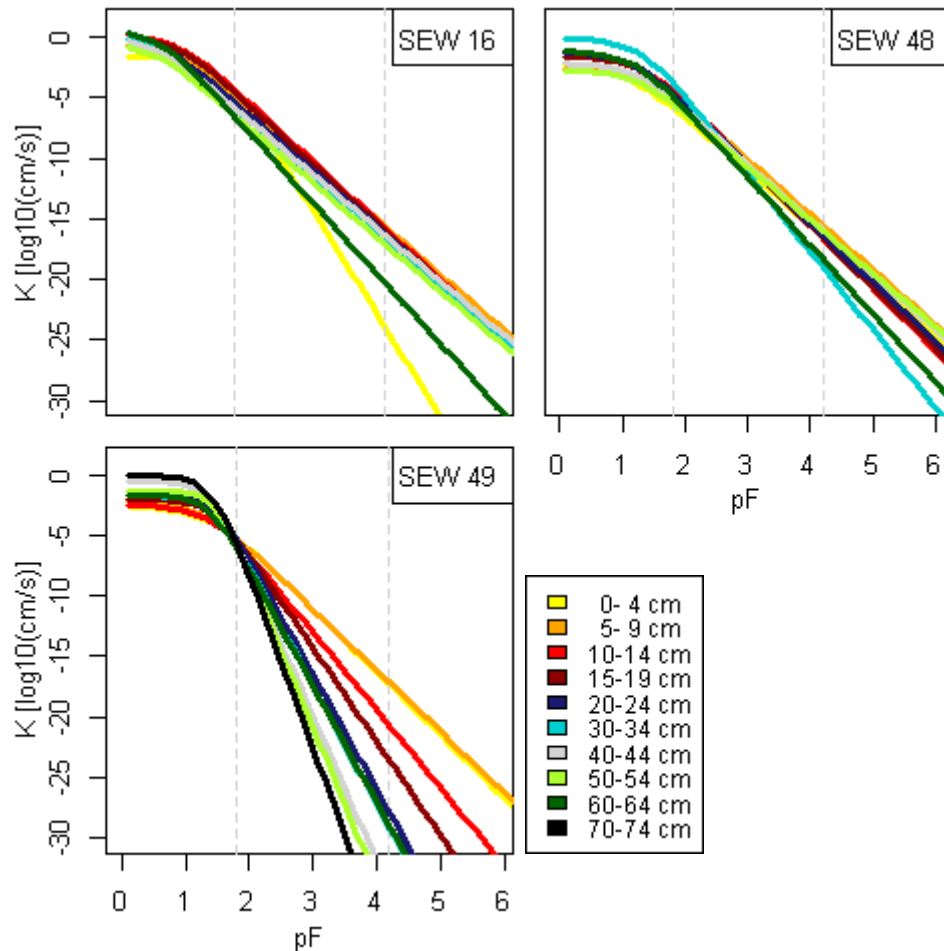


Abbildung 26: Hydraulische Leitfähigkeit in $\log_{10}(\text{cm/s})$ in Abhängigkeit des pF für die drei Plots und die angegebenen Tiefenstufen [cm]. Die senkrechten graugestrichelten Linien markieren $pF=1,8$ und $pF=4,2$.

Tabelle 8: Hydraulische Leitfähigkeiten [$\log_{10}(K(pF)[\text{cm/s}])$] für alle drei Plots für $pF=0$, $pF=1,8$ und $pF=4,2$. Angegeben werden jeweils der minimale (min) und maximale Wert (max), sowie das arithmetische Mittel (mean) aller Tiefenstufen.

	K_s			$K(pF=1,8)$			$K(pF=4,2)$		
	min	mean	max	min	mean	max	min	mean	max
SEW16	-0,88	-0,27	0,27	-6,52	-5,35	-4,29	-23,88	-17,46	-15,56
SEW48	-2,75	-1,67	-0,11	-5,80	-4,84	-3,75	-19,01	-16,74	-15,51
SEW49	-2,28	-1,46	-0,05	-6,06	-5,59	-5,21	-39,61	-27,20	-17,09

Tabelle 9: Gesättigte hydraulische Leitfähigkeit [$\log_{10}(\text{cm/s})$] für alle drei Plots für die angegebenen Tiefenstufen [cm].

Tiefe [cm]	SEW16	SEW48	SEW49
Gesättigte hydraulische Leitfähigkeit [$\log_{10}(\text{cm/s})$]			
0- 4	-1,57	-2,26	-2,60
5- 9	-0,64	-2,65	-2,26
10-14	0,12	-1,57	-2,28
15-19	-0,09	-1,61	-2,00
20-24	-0,35	-1,28	-1,32
30-34	-0,17	-0,11	-1,67
40-44	-0,41	-2,21	-0,54
50-54	-0,88	-2,75	-1,36
60-64	0,27	-1,21	-1,64
70-74			-0,05

3.3 Ergebnisse der CT-Bildanalyse

An dieser Stelle soll noch mal darauf hingewiesen werden, dass hohe Grauwerte dichte Bereiche und niedrigere Grauwerte weniger dichte Bereiche im Boden repräsentieren. Im Folgenden wird daher von „dichterem“ Boden gesprochen, wenn hohe Grauwerte beobachtet werden, und entsprechend von weniger dichtem Boden, wenn die Grauwerte niedriger sind. Genauso sind die Bereiche umso poröser, je dunkler sie sind. Trotz aller zuvor erläuterten Unsicherheiten hinsichtlich dieser Zusammenhänge können sie verwendet werden um die hier dargestellten Ergebnisse rein qualitativ zu beschreiben.

Abbildung 27 zeigt ein Tiefenprofil über den mittleren Grauwert für jeden der drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Dafür wurde für jedes Bild das arithmetische Mittel der Grauwerte gebildet, wodurch eine Tiefenauflösung von 1 mm erreicht wurde.

Die Kurven für SEW16, SEW48 und SEW49 beginnen in 0 cm Tiefe mit Grauwerten von jeweils 1392, 1379 und 1274. Alle drei Kurven zeichnen sich in den oberen 5 cm durch eine rasche Zunahme der Grauwerte mit zunehmender Tiefe aus. Für SEW48 und SEW49 beträgt diese Zunahme etwa 140 bzw. 150, für SEW16 dagegen sogar 500. Für SEW48 und SEW49 wird mit zunehmender Tiefe eine weitere Zunahme der Grauwerte beobachtet, allerdings viel schwächer als in den oberen fünf Zentimetern. Bis zur Monolithunterseite in ca. 67 cm Tiefe nehmen beim Monolithen SEW49 die Grauwerte relativ konstant um insgesamt weitere 150 zu. Für SEW48 beträgt die Zunahme der Grauwerte ab einer Tiefe von 5 cm bis zur Monolithunterseite in 59 cm Tiefe ca. 230. Dabei ist der Kurvenverlauf auffälliger als der für den Monolithen SEW49. So nehmen die Werte bis in eine Tiefe von ca. 20 cm zunächst wieder ab und erst danach zu. In den letzten ca. 17 cm über der Monolithunterseite ist die Zunahme relativ stark. Insgesamt verlaufen die Kurven für SEW48 und SEW49 aber nahezu parallel mit einer mittleren Differenz von 80 (Median: 83). Die Kurve für SEW16 weicht stark von den Kurvenverläufen von SEW48 und SEW49 ab. Zunächst ist die sehr starke Zunahme in den oberen fünf Zentimetern auffällig. Danach

nimmt der Grauwert im Gegensatz zu SEW48 und SEW49 insgesamt bis zur Monolithunterseite in 54 cm Tiefe ab. In den oberen 5-30 cm des Monolithen SEW16 schwanken die Grauwerte sehr stark. Maximale Werte von etwa 1900 werden für die Tiefen 5-10 cm sowie 25 cm beobachtet. In ca. 11 cm befindet sich ein lokales Minimum mit etwa 1800 und ab einer Tiefe von 25 cm ist die starke Abnahme der Grauwerte von 1900 auf etwa 1790 über wenige Zentimeter Tiefe auffällig. Mittlere Grauwerte über die ganze Tiefe der Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 sind 1789, 1568 bzw. 1496.

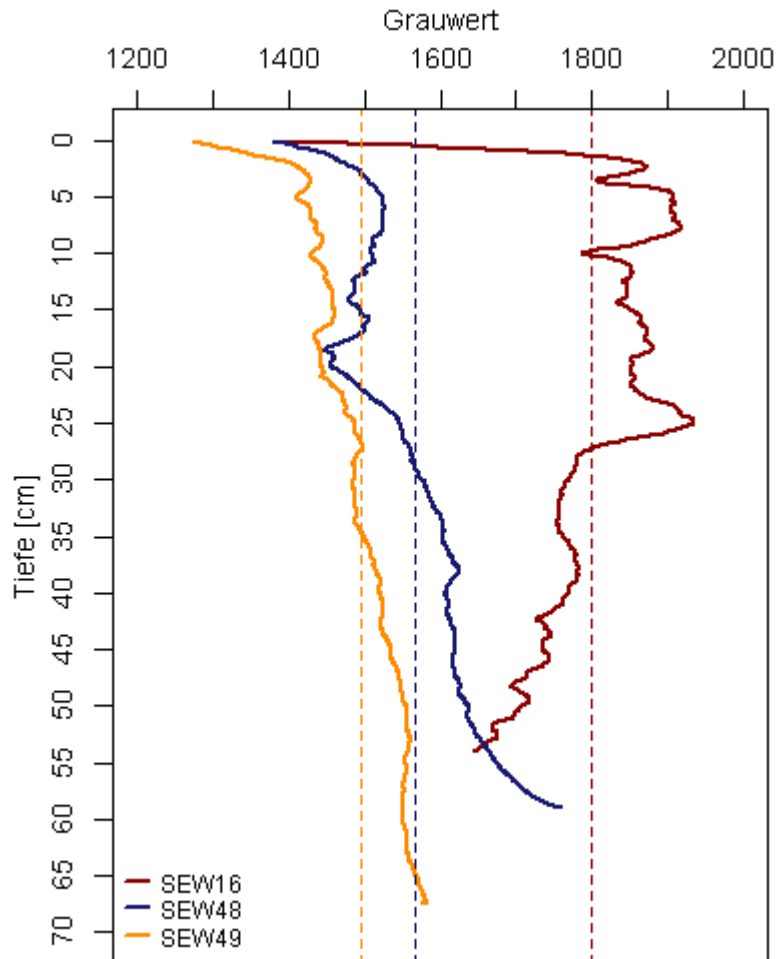


Abbildung 27: Mittlere Grauwerte je mm Tiefe für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Senkrechte gestrichelte Linien in der entsprechenden Farbe zeigen das arithmetische Mittel der Grauwerte für den gesamten Monolithen mit 1789 (SEW16), 1568 (SEW48) und 1496 (SEW49).

Abbildung 28 zeigt die relativen Häufigkeiten der 15 Grauwertklassen über die Tiefe für alle drei Monolithe. Damit wird dargestellt, wie sich die Anteile der Grauwertklassen über die Tiefe verändern. Ein Horizont mit einem hohen Anteil an niedrigen Grauwerten ist als wasserdurchlässiger einzustufen als ein Horizont mit einem hohen Anteil an hohen Grauwerten.

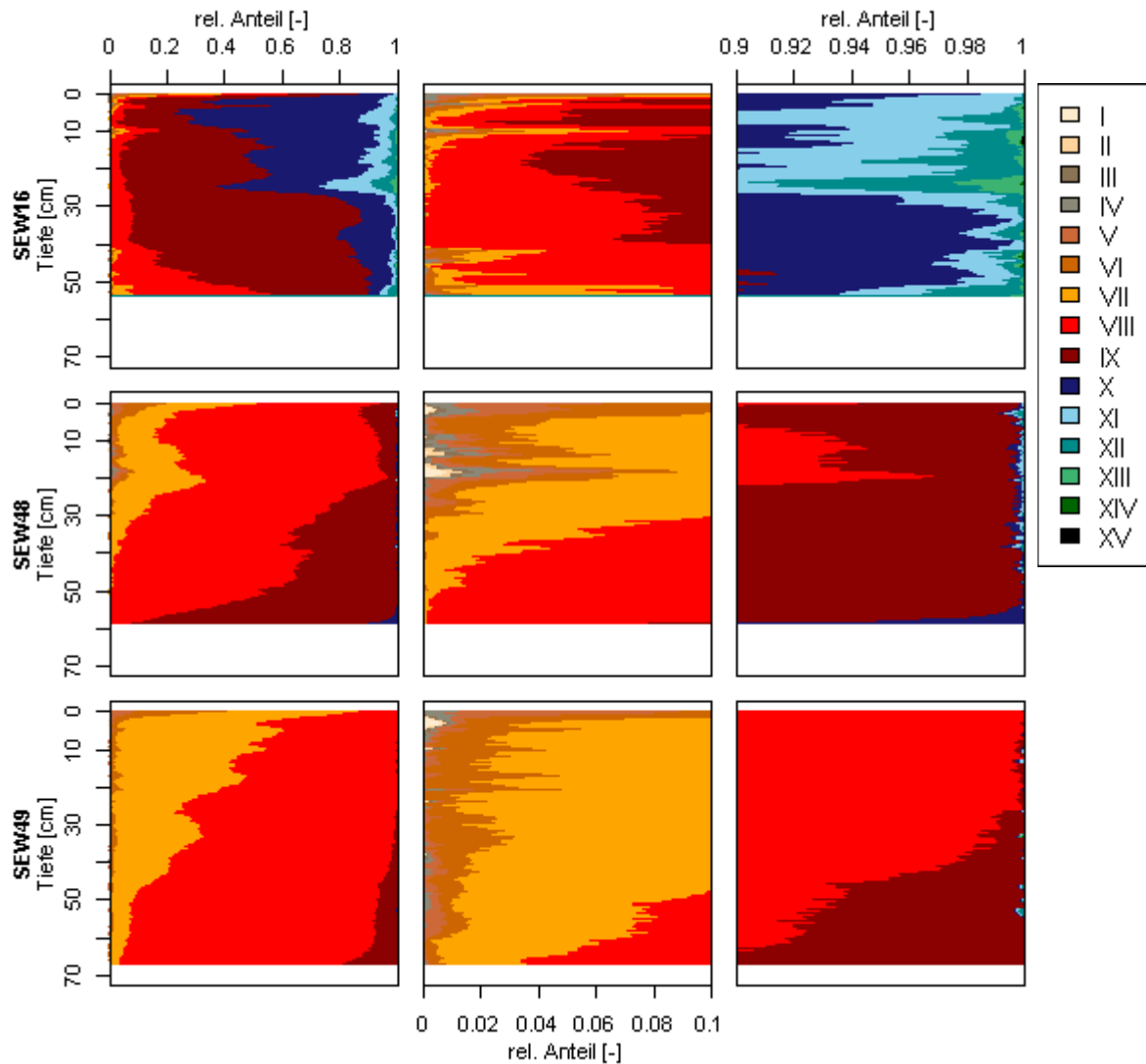


Abbildung 28: Tiefenprofil über die Häufigkeitsverteilung der Grauwerte mit 15 Klassen je mm Tiefe (je Bild) für die drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Für die Grenzwerte siehe Tabelle 10. Man beachte die unterschiedliche Achsenskalierung zwischen den drei Abbildungsspalten: Links: 0-1; Mitte: 0,0-1; rechts: 0,9-1.

Tabelle 10: Ergänzende Tabelle zu Abbildung 28.

I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII	XIII	XIV	XV
0-	251-	451-	651-	851-	1051-	1251-	1451-	1651-	1851-	2051-	2251-	2451-	2651-	2851-
250	450	650	850	1050	1250	1450	1650	1850	2050	2250	2450	2650	2850	3050

Insgesamt lassen sich die Veränderungen der Klassenanteile über die Tiefe auch in den Kurven über die mittleren Grauwerte (Abbildung 27) wiederfinden. Überwiegen in einer Tiefe Klassen mit hohen Grauwerten, folgt daraus ein hoher Mittelwert in dieser Tiefe. So sind die auffälligen Tiefen für die mittleren Grauwerte für SEW16 (Abbildung 27) durch starke Veränderungen in der Grauwertzusammensetzung geprägt (Abbildung 28, links oben). Insgesamt dominieren beim Monolithen SEW16 die Klassen IX und X. Die Kurve zwischen diesen beiden Klassen spiegelt Veränderungen im Verlauf der mittleren

Grauwerte am besten wider. Für SEW48 dominieren die Klassen VIII und IX und für SEW49 die Klassen VII und VIII wobei jeweils die Klasse VIII insgesamt den größeren Anteil ausmacht. Auch hier zeigt der Verlauf der Kurve zwischen den beiden dominierenden Klassen jeweils in denselben Tiefen Auffälligkeiten, wie die jeweiligen Kurven über die mittleren Grauwerte.

Eine detaillierte Beschreibung aller Auffälligkeiten würde an dieser Stelle zu weit führen. In der folgenden Diskussion wird auf einige der Besonderheiten genauer eingegangen.

Als vereinfachte und zusammenfassende Darstellung sind in Abbildung 29 die kumulierten Häufigkeiten der Grauwerte basierend auf den 15 Grauwertklassen für die drei Monolithe dargestellt. Für diese Darstellung wurde je Monolith der Anteil der jeweiligen Klasse über das Gesamtvolumen erhoben. Tabelle 11 enthält die entsprechenden Werte für die Klassen III bis X, ebenfalls für alle Monolithe.

Der Tabelle 11 kann so z.B. entnommen werden, dass der Monolith SEW49 zu etwa 96 % aus Voxeln mit Grauwerten <1650 besteht. Beim Monolith SEW48 besitzen nur etwa 72 % und beim Monolith SEW16 sogar nur 13 % der Voxel entsprechende Grauwerte. Ein Anteil von 99,6 % wird für den Monolithen SEW48 erst mit einem Grenzwert von 1850 und ein Anteil von 93,4 % für SEW16 erst mit einem Grenzwert von 2050 erreicht.

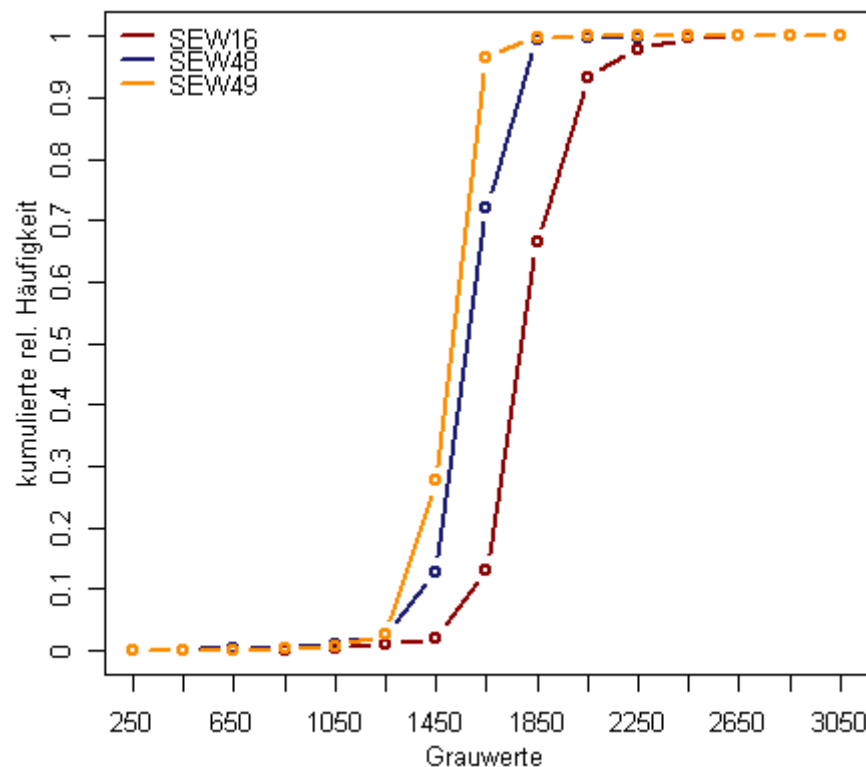


Abbildung 29: Kumulierte rel. Häufigkeit der Grauwerte für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.

Tabelle 11: Relative Häufigkeit [%] der Klassen III bis X für die drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49.

	III <650	IV <850	V <1050	VI <1250	VII <1450	VIII <1650	IX <1850	X <2050
	Anteil an der Gesamtvoxelanzahl [%]							
SEW16	0,028	0,103	0,289	0,793	2,047	13,141	66,545	93,428
SEW48	0,184	0,392	0,978	2,519	12,816	72,208	99,559	99,912
SEW49	0,067	0,185	0,617	2,576	27,561	96,526	99,969	99,982

Für weitere Betrachtungen bezüglich der Netzwerke werden exemplarisch die Klassen III und VI verwendet. Durch ihre niedrigen Grauwerte kommen diese Netzwerke in Frage, präferentielle Fließwege zu repräsentieren. Inwiefern diese Vermutung zutrifft, wird in Kapitel 4.2.2 „Vergleich: Ergebnisse der CT-Bildausswertung und Ergebnisse des Multistep-Outflow-Verfahrens“ für Netzwerke der Klasse VI untersucht.

Die 3D-Darstellungen der Netzwerke für Grauwerte <650 verdeutlichen die räumliche Verteilung der jeweils klassifizierten Voxel in den Monolithen (Abbildung 30 und Abbildung 31). Für SEW16 fällt auf, dass die Netzwerke im oberen und unteren Drittel des Monolithen konzentriert sind. Im mittleren Drittel sind dagegen kaum Netzwerke anzutreffen. Für SEW48 tritt der Großteil der Netzwerke in der oberen Hälfte bis etwa 30 cm Tiefe auf, darunter können einige wenige, senkrecht orientierte Netzwerke beobachtet werden. Im Monolithen SEW49 treten in den oberen 35 cm viele kleine, verstreut liegende Netzwerke auf, unterhalb von 35 cm dominiert vor allem ein sehr langes Netzwerk, welches senkrecht orientiert ist. Die Darstellungen in den Abbildungen 30 und 31 sind in ImageJ unter der Verwundung des 3D-Viewers entstanden. Dafür waren keinerlei Berechnungen nötig.

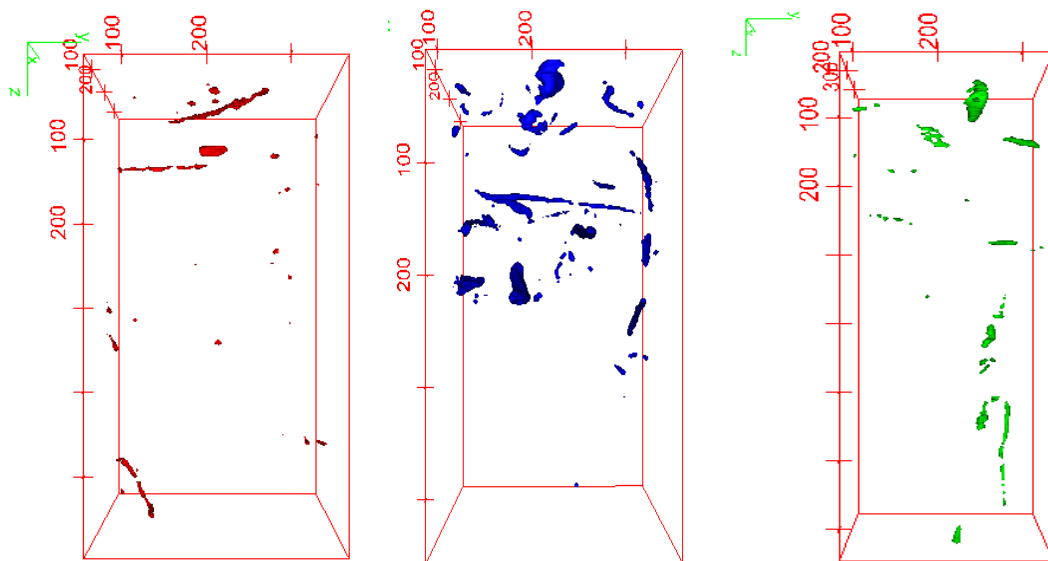


Abbildung 30: 3D-Darstellung aller Voxel mit Grauwerten <650. V.l.n.r.: SEW16 (rot), SEW48 (blau), SEW49 (grün). Erstellt in ImageJ mit dem 3D-Viewer. Skalierung: Entfernung [mm] von der entsprechenden Bildecke.

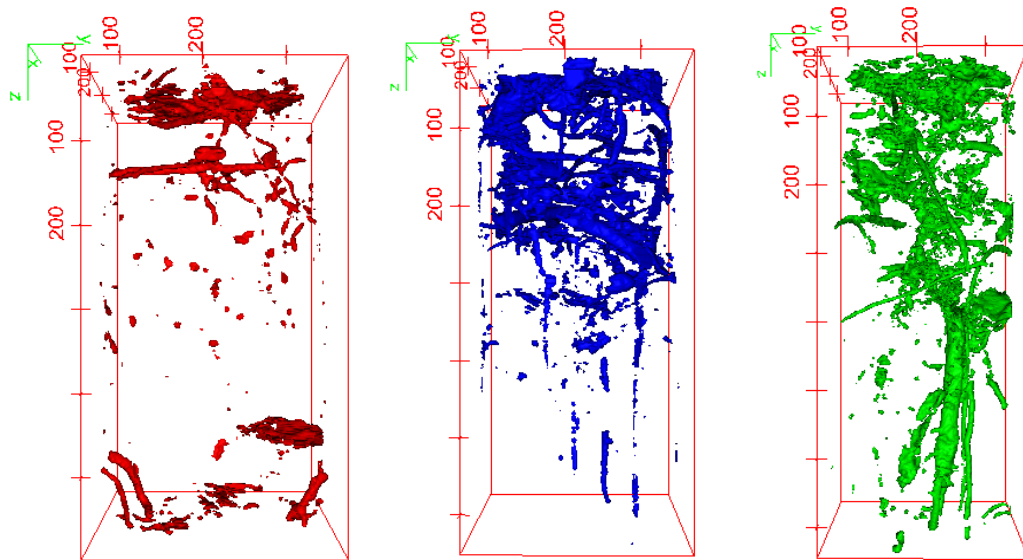


Abbildung 31: 3D-Darstellung aller Voxel mit Grauwerten <1250. V.l.n.r.: SEW16 (rot), SEW48 (blau), SEW49 (grün). Erstellt in ImageJ mit dem 3D-Viewer. Skalierung: Entfernung [mm] von der entsprechenden Bildecke.

Im letzten Teil der IDL-Routine werden die in den Abbildungen 30 und 31 dargestellten Netzwerke quantifiziert. Die folgenden Abbildungen und Tabellen zeigen eine Auswahl der möglichen Auswertungen auf Basis des mit der IDL-Routine generierten Outputs. So zeigen die Abbildungen 32 und 33 die maximale vertikale Länge aller je mm Tiefe beginnenden Netzwerke für Grauwerte <650 bzw. <1250. Die Abbildungen 34 und 35 zeigen die entsprechenden Darstellungen für das Volumen der Netzwerke.

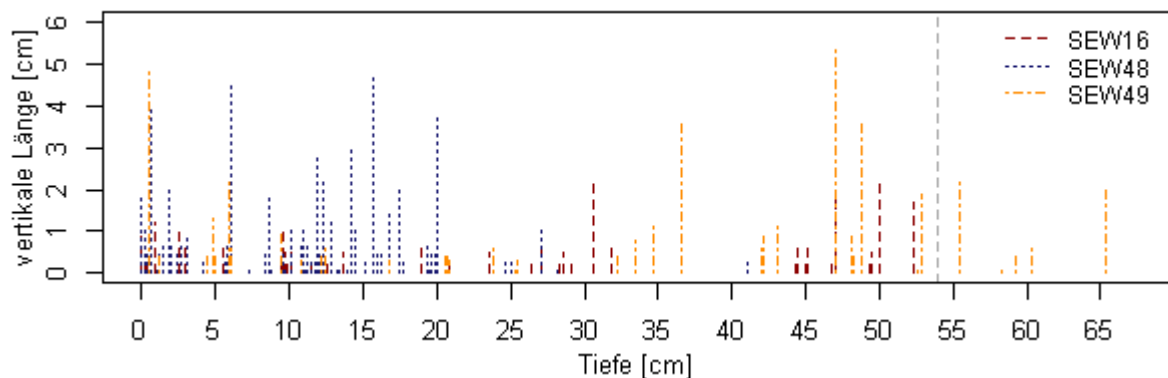


Abbildung 32: Maximale vertikale Länge [cm] der Netzwerke (Grauwerte < 650), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16.

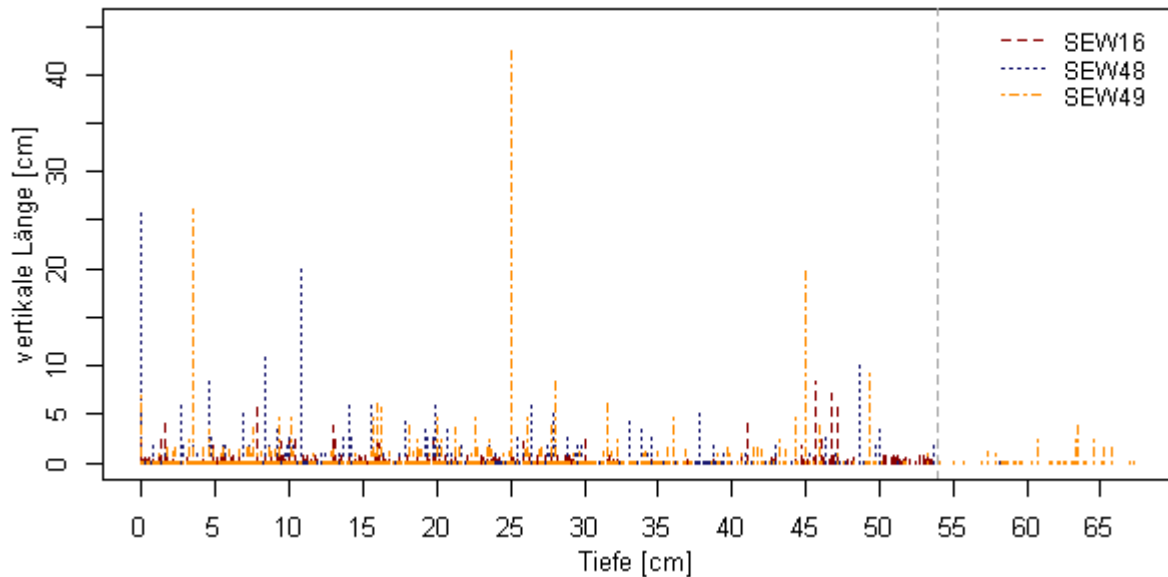


Abbildung 33: Maximale vertikale Länge [cm] der Netzwerke (Grauwerte < 1250), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16.

Die Verteilung der Netzwerke über die Tiefe entspricht derjenigen in der 3D-Darstellung. Die vertikale Erstreckung der Netzwerke ist in SEW16 wesentlich geringer als in den anderen beiden Monolithen. Auch hier ist für SEW48 die Konzentration der Netzwerke auf die obere Hälfte des Monolithen auffällig. Ebenso deutlich ist das die untere Hälfte des Monolithen SEW49 dominierende Netzwerk. In Abbildung 33 ist sogar erkennbar, dass dieses Netzwerk bereits in 25 cm Tiefe beginnt und nicht, wie aus der 3D-Darstellung scheinbar hervorgeht, erst in 35 cm Tiefe. Dieses Netzwerk ist zudem für den Monolithen SEW49 und Grauwerte <1250 auch dasjenige Netzwerk mit dem größten Volumen (Abbildung 35). Auffällig ist das Netzwerk mit dem großen Volumen für Grauwerte <1250 für SEW48, welches bereits in 0 cm Tiefe beginnt. Auch die maximale vertikale Länge wird für SEW48 und Grauwerte <1250 in 0 cm Tiefe beobachtet.

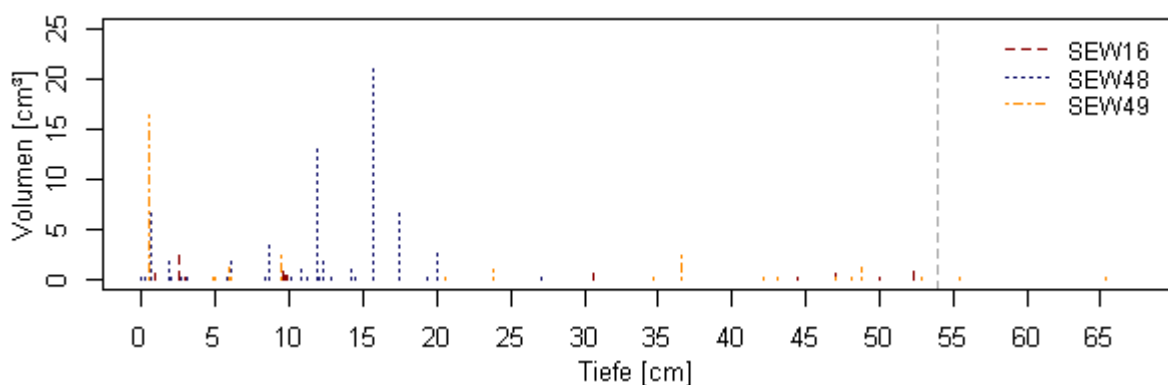


Abbildung 34: Maximales Volumen [cm³] der Netzwerke (Grauwerte < 650), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16.

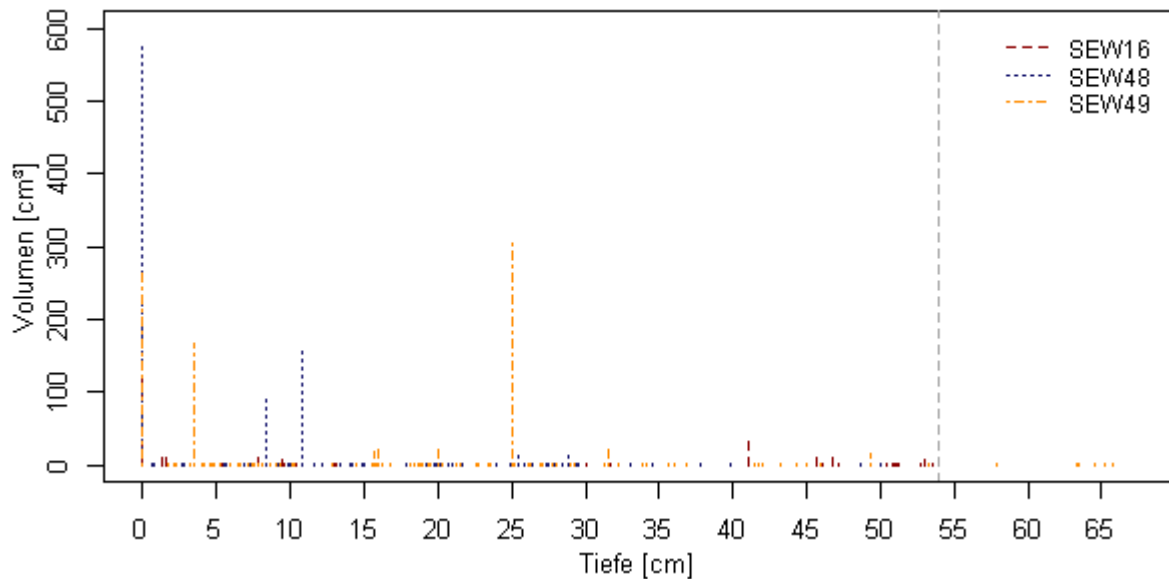


Abbildung 35: Maximales Volumen [cm³] der Netzwerke (Grauwerte < 1250), die in der jeweiligen Tiefe beginnen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Die graugestrichelte Linie zeigt die Mächtigkeit des kürzesten Monolithen SEW16.

Tabelle 12 gibt eine Übersicht ausgewählter Eigenschaften der Netzwerke mit Grauwerten <650 und <1250. So werden die Anzahl der Netzwerke, das Gesamtvolumen, die Gesamtlänge (vertikal) aller Netzwerke und das durchschnittliche Netzwerkvolumen angegeben. Außerdem wird die Anzahl Netzwerke mit einer Mindestlänge von 10 cm angegeben. Die Anzahl Netzwerke, welche in den oberen 10 cm des Monolithen beginnen, deren maximales Volumen sowie deren maximale vertikale Länge als Ergänzung zu den Abbildungen 32 bis 35 wurden ebenfalls berechnet.

Als weitere Ergänzung zu den Abbildungen dient Tabelle 13. Dort ist die Anzahl der je Tiefenstufe beginnenden Netzwerke für alle drei Monolithe für jeweils die Klassen III (Grauwerte <650) und VI (Grauwerte <1250) aufgeführt. Die Einteilung der Tiefenstufen orientiert sich an den Entnahmetiefen der Stechzylinder für die MSO-Versuche. Auffallend ist für SEW16 und die Klasse VI die mit 31 sehr hohe Anzahl Netzwerke für die tiefste Tiefenstufe und die zugleich insgesamt niedrige Anzahl Netzwerke im Vergleich zu den anderen beiden Monolithen. Für SEW48 und SEW49 ist die tiefste Tiefenstufe jeweils diejenige mit der geringsten Anzahl Netzwerke (Klasse VI). Die oberste Tiefenstufe ist für alle Monolithe diejenige mit der höchsten Anzahl Netzwerke mit 33, 65 und 88 für die Monolithen SEW16, SEW48 bzw. SEW49. Tendenziell ist in der unteren Hälfte der Monolithen die Anzahl beginnender Netzwerke geringer als in der oberen Hälfte.

Tabelle 12: Anzahl (n), Gesamtvolumen (V_{gesamt}), gesamte vertikale Länge (vL_{gesamt}) und durchschnittliches Volumen (V_{gesamt}/n) der Netzwerke unterschieden nach Monolith für Grauwerte <650 und <1250. Zusätzlich die Anzahl Netzwerke mit einer Mindestlänge (vertikal) von 10 cm ($n_{vL>10\text{ cm}}$). Außerdem die Anzahl Netzwerke, welche in den oberen 10 cm des Monolithen beginnen, das für diese Netzwerke beobachtete maximale Volumen (Vol_{max}) sowie die maximale vertikale Länge (vL_{max}) (in Klammern die Starttiefe [cm] der jeweiligen Netzwerke), für dieselben Monolithe und Grenzwerte.

Grenzwert	Plot	n	V_{gesamt} [cm ³]	vL_{gesamt} [cm]	V_{gesamt}/n [cm ³]	$n_{vL>10\text{ cm}}$	Starttiefe 0 - 10 cm		
							n	Vol_{max} [cm ³]	vL_{max} [cm]
<650	SEW16	39	11	14,9	0,28	0	14	2,7 (2,5)	1,2 (0,9)
	SEW48	67	73	64,1	1,10	0	30	7,2 (0,6)	4,6 (6,1)
	SEW49	39	31	43,2	0,79	0	8	16,5 (0,5)	4,9 (0,5)
<1250	SEW16	215	307	180,4	1,43	0	58	130,7 (0)	5,9 (7,8)
	SEW48	407	1008	384,8	2,48	4	100	578,4 (0)	26 (0)
	SEW49	588	1188	528,2	2,02	3	169	267,5 (0)	26,1 (3,5)

Tabelle 13: Anzahl der in der jeweiligen Tiefe [mm] beginnenden Netzwerke für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 für die Klassen III (Grauwerte <650) und VI (Grauwerte <1250).

Tiefe [mm]	SEW16		SEW48		SEW49	
	III	VI	III	VI	III	VI
0-49	8	33	20	65	4	88
50-99	6	25	10	35	4	81
100-149	4	25	20	47	3	59
150-199	1	24	11	44	1	82
200-249	2	18	2	62	6	51
250-299	5	20	3	55	2	60
300-349	2	8	0	34	4	56
350-399	0	5	0	26	1	30
400-449	2	9	1	19	3	20
450-499	7	17	0	15	4	17
500-549	2	31	0	3	2	7
Summe	39	215	67	405	34	551

4 Diskussion

Weder die Durchführung noch die Ergebnisse der Brilliant-Blue- und der Multistep-Outflow-Versuche werden hier gesondert diskutiert. Dies ist nicht Bestandteil dieser Arbeit. Die Autorin ist sich aber bewusst darüber, dass die angewendeten Verfahren kritisch zu betrachten sind und ihre Ergebnisse fehlerhaft sein können.

4.1 Bewertung der CT-Bildanalyse

4.1.1 Wahl der Software

IDL eignete sich hervorragend, um die Bildbearbeitung durchzuführen, obwohl die Programmiersprache der Autorin zunächst unbekannt war. Die in IDL implementierte Hilfsfunktion bietet eine detaillierte und übersichtliche Darstellung der Funktionen mit vielen Beispielen. So gelang es, die hier verwendeten Funktionen gezielt anzuwenden. Leider war es im zeitlichen Rahmen dieser Arbeit nicht möglich, noch mehr Tools zu erlernen, insbesondere um die Programmstruktur zu vereinfachen sowie Abbildungen in IDL zu erstellen und zu editieren. Daher besteht die Routine aus vielen „Einzelprogrammen“ und erfordert die Darstellung der Ergebnisse in R.

Ein Vorteil von IDL gegenüber ImageJ ist die uneingeschränkte Verwendungsmöglichkeit aller Bildformate. ImageJ wandelt 16bit- und 32bit- für viele Auswertungen in 8bit-Formate um. Dadurch gehen aber viele Informationen verloren. Histogramme werden z.B. immer mit 255 Klassen ausgegeben, was bedeutet, dass die Klassenweite bei unterschiedlichen Grauwertspannen verschiedener 16bit-Bilder variiert. Grund dafür ist, dass ImageJ für die Berechnung der Häufigkeitsverteilung die 16bit-Bilder in 8bit-Bilder umrechnet und die Werte zwischen 0 und 255 linear interpoliert werden. Abbildung 36 zeigt die mit ImageJ erstellten Histogramme für die drei Bilderstapel der Monolithe (Originalbilder, 360 x 360 Pixel). Es wird deutlich, dass diese so nicht vergleichbar sind. Nur über komplizierte Umrechnungen ist eine visuelle Vergleichbarkeit herstellbar.

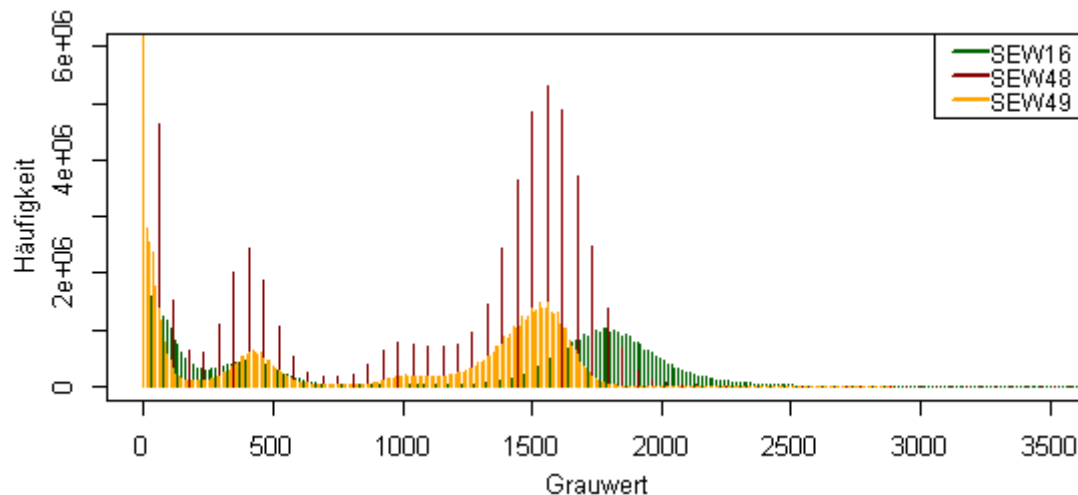


Abbildung 36: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte für die Bilderstapel der Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49 (360 x 360 Pixel).

4.1.2 Bewertung des Aufbaus der Routine

Die Routine besteht zwar aus vielen einzelnen Programmen, diese werden aber alle nacheinander angewendet, wodurch die Anwendung geradlinig und das Vorgehen nachvollziehbar ist. Die Untergliederung in viele „kleine“ Programme bietet zudem die Möglichkeit, Zwischenergebnisse zu prüfen und beim nächsten Schritt zu berücksichtigen. Besonders in der „Probephase“ ist dies praktisch. Andererseits bedarf dies einer häufigen Anpassung von Pfaden und das Ausgeben von Zwischenergebnissen nimmt viel Speicherplatz in Anspruch.

Abbildung 37 zeigt nochmals den Aufbau der Routine in Anlehnung an Abbildung 21, diesmal werden jedoch je Arbeitsschritt die Zielverzeichnisse des Outputs sowie der jeweilige Speicherplatzbedarf angegeben. Die Werte sind exemplarisch für den Monolithen SEW16 berechnet, für den 541 Bilder (360 x 360 Pixel) bearbeitet wurden. Allein für den Monolithen SEW16 wird im jetzigen Zustand der Routine 15,13 GB Speicherplatz benötigt. Sechs der Bearbeitungsschritte müssen für jede Grauwertklasse einzeln durchlaufen werden, wodurch sich bei drei Monolithen und 15 Grauwertklassen insgesamt 270 Programmstarts ergeben. Durch eine Straffung der Routine, indem mehrere Arbeitsschritte in einem Code zusammengefasst werden, würde der Arbeitsumfang an dieser Stelle erheblich reduziert werden. Zudem könnten die Input- und Output-Pfade aus einer sogenannten „unit“, einer Textdatei, mittels „get_lun“ eingelesen und somit automatisch abgearbeitet werden.

Die Routine ist aus wenigen, für die Bildbearbeitung typischen, Funktionen aufgebaut (histogram, median, dilate, erode, label_region, n_elements), die wiederholt angewendet werden und dabei lediglich an den entsprechenden Arbeitsschritt angepasst werden. Für IDL existieren ausführliche Handbücher in denen die Funktionen nachgelesen und anhand von Beispielen nachvollzogen werden können (Research Systems, Inc, 1997; Research Systems, Inc. 2000; ITT Visual Information Solutions, 2009). Daher ist es möglich, die Routine schnell nachzuvollziehen oder auch zu editieren. Andererseits sind gewiss nicht alle Möglichkeiten der Bildbearbeitung ausgeschöpft.

Die Ausgabe der Outputs am Ende der Routine in Form von .csv-Dateien ermöglicht es, diese mit anderer Software wie z.B. Excel oder R zu bearbeiten.

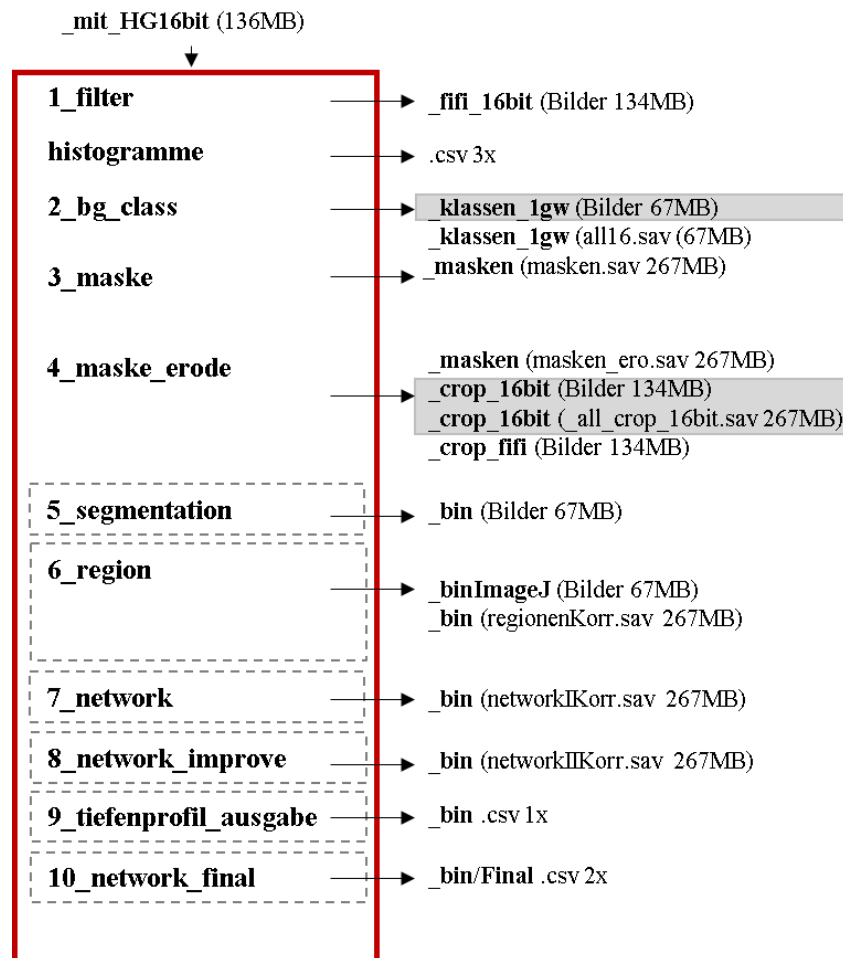


Abbildung 37: Flussdiagramm über die einzelnen Arbeitsschritte mit Zielverzeichnissen und Speicherplatzbedarf exemplarisch für SEW16 mit 541 Bildern. Rot umrandet sind die Elemente der Routine, davon sind diejenigen Arbeitsschritte graugestrichelt umrandet, die für jede Klasse einzeln, also 15-mal durchlaufen werden. Außerhalb des roten Rahmens stehen die Zielverzeichnisse (fett), in Klammern dahinter die Dateinamen mit dem jeweiligen Speicherplatzbedarf. Grau hinterlegt sind Ausgaben, auf die ohne eine Straffung der Routine bereits jetzt verzichtet werden kann.

4.1.3 Bewertung der in der Routine angewendeten Methodik

Bilder sichten

ImageJ eignet sich optimal, um die Bilder zu sichten und die relevanten Aufnahmen auszuwählen. Dennoch beruht die Wahl des obersten Bildes für jeden Monolithen auf einer subjektiven Entscheidung. So kann es passieren, dass Auflage als Mineralboden erkannt, oder umgekehrt, zu viel Mineralboden der Auflage zugeordnet wird. Die Auflage zeichnet sich durch schwache Signale am Rand des Monolithen aus, sie bildet keinen kreisrunden Querschnitt. Somit wurde als Bodenoberfläche dasjenige Bild gewählt, welches einen regelmäßigen Kreisquerschnitt mit starken Signalen aufwies. Dennoch sollte vor allem bei einem Vergleich mit anderen Daten berücksichtigt werden, dass eine gewisse Ungenauigkeit bezüglich des Niveaus der Bodenoberfläche besteht.

Maskierung durch Segmentation

Den Boden über eine Segmentierung zu extrahieren ist eine geschickte Lösung um den Versatz in den Bildern (SEW48 und SEW49) sowie den sich nach unten verbreiternden Querschnitt beim Monolithen SEW16 zu berücksichtigen. Außer bei Luo et al. (2010a) wurden in der für diese Arbeit herangezogenen Literatur keine Angaben darüber gemacht, wie jeweils der Boden bzw. das Objekt aus dem Bild extrahiert wurde.

Über die hier angewendete Segmentation wird der Boden exakt ausgeschnitten. Der Grenzwert wird so gewählt, dass lockere Bereiche am Rand des Bodens als Hintergrund klassifiziert werden. Dies ist kritisch zu betrachten. Zwar werden so Auflockerungen, die z.B. bei der Probenahme oder dem Transport entstanden sind, berücksichtigt, Verdichtungen, die aus denselben Gründen entstanden sind, aber nicht. Außerdem ist die Berechnung von Referenzvolumina oder –querschnittsflächen für bestimmte Tiefen kompliziert, da immer die für jede Tiefe individuelle Größe der Maske berücksichtigt werden muss.

Eine andere Möglichkeit, den Boden zu extrahieren, wäre die Verwendung einer kreisförmigen Schablone, welche einen Pufferbereich zum Rand berücksichtigt, wie z.B. bei Luo et al. (2010a). Nun wird mit diesem Kreis aber nicht senkrecht nach unten „geschnitten“, sondern seine Lage mit der Tiefe regelmäßig entlang der Verschiebung versetzt, sodass der Pufferbereich in jeder Tiefe gleichmäßig eingehalten wird. Durch die grobe Auflösung der Bilder kann dieser Versatz aber nur stufenhaft erfolgen. Dennoch wäre so ein regelmäßiger Kreisumfang und ein gleichmäßiger Pufferbereich, der alle Störungen im Randbereich berücksichtigt, gegeben. Für SEW16 bedeutet dieses Vorgehen dann allerdings ein „Anschneiden“ des Skeletts im Randbereich.

Grenzwertsuche für den Maskenbau

Die hier entwickelte Methode erlaubt eine automatische Grenzwertwahl, was eine Grenzwertberechnung für mehrere Monolithe mit einem einzigen Programmdurchlauf ermöglicht. Die Grenzwerte müssen im jetzigen Zustand der Routine manuell von R nach IDL übertragen werden, könnten aber auch als Datei ausgegeben und in IDL eingelesen werden, was Zeit sparen und Übertragungsfehler vermeiden würde.

Unsicherheiten bei der Bestimmung des Grenzwerts bestehen insofern, dass der Grenzwert auf der Basis von diskreten Klassen ausgewählt wird und kein Schnittpunkt im eigentlichen Sinne ermittelt werden kann. Stattdessen wird in einem möglichen Wertebereich nach dem Grenzwert gesucht. Dies führt dazu, dass bei schlechter Wahl der Suchkriterien gar kein passender Grenzwert gefunden wird, oder mehrere Grenzwerte vorgeschlagen werden. Wird kein Grenzwert gefunden, muss die Suche mit einem breiteren Wertintervall als Suchkriterium wiederholt werden. Im Falle, dass mehrere Grenzwerte vorgeschlagen werden, wird automatisch der maximale dieser Werte angenommen. Dadurch ist gewährleistet, dass die Trennung zwischen Boden und Rohr bzw. Boden und Hintergrund immer eindeutig vollzogen wird, d.h. dass nie Hintergrund als Boden klassifiziert wird. Anhand des implementierten Plots kann die Lage des Grenzwertes überprüft und die Auswahl eventuell wiederholt werden.

Die Bestimmung der Grenzwerte findet momentan in R statt, könnte aber ebenso in IDL durchgeführt werden. Die Bestimmung der Grenzwerte in R ist lediglich ein Überbleibsel aus dem Entwicklungsprozess der Routine.

Dass die Bilder vor der Grenzwertsuche mit dem Median-Filter bearbeitet werden, ist nicht unüblich (Luo et al., 2010a). Anhand der Histogramme wird deutlich, dass eine Grenzwertsuche durch das Filtern erleichtert wird, ohne dass sich Häufigkeiten entlang der Grauwertskala verschieben. Mit 5 x 5 Pixel Kernel-Größe ist das Filterelement mit einer entsprechenden Abmessung von ca. 5,5 x 5,5 mm² relativ groß. Allerdings erzeugte erst eine zweifache Anwendung des Filters Histogramme, mit denen die eindeutige Abgrenzung der Materialien möglich ist. Auswirkungen eines größeren bzw. kleineren Kernels oder eines weiteren Filtervorgangs wurden nicht untersucht. Abbildung 38 zeigt, wie sich der Median-Filter auf das Segmentationsergebnis auswirkt. In beiden Bildern sind Bereiche mit Grauwerten >2000 rot markiert. Im ungefilterten Bild (links) sind die Grauwertvariationen sowohl in der Matrix, als auch im Skelett sehr hoch und es kann keine klare Abgrenzung erfolgen. Durch den Medianfilter werden die Variationen ausgeglichen und die Abgrenzung von Objekten unterschiedlicher Grauwerte wird klarer (Abbildung 38, rechts).

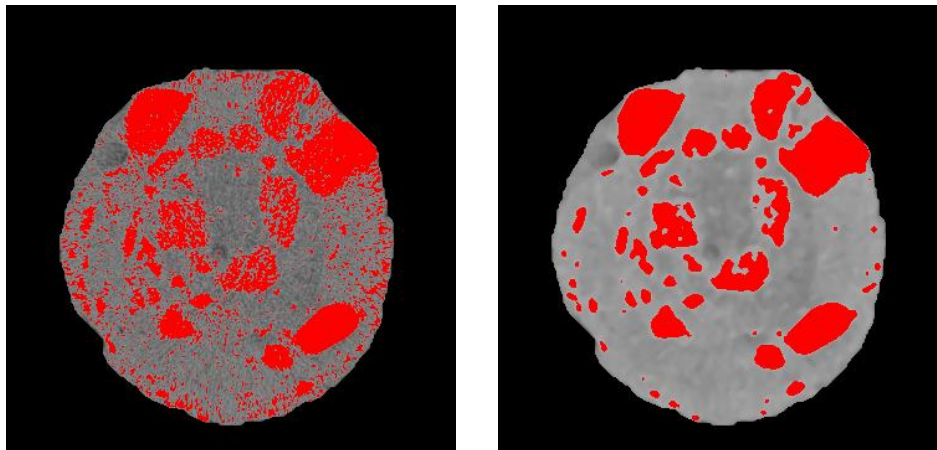


Abbildung 38: Links: ungefiltertes Bild, rechts: zweifach gefiltertes Bild (5 x 5 Pixel Medianfilter). In beiden Bildern sind Pixel mit Grauwerten >2000 rot markiert.

Dennoch gehen zugleich Informationen über die wahre räumliche Verteilung der Grauwerte durch die Anwendung des Median-Filters verloren. Bei einer Auflösung von ca. 1,1 mm x 1,1 mm können demnach relevante Strukturunterschiede eventuell „übersehen“ werden (s. Kapitel 4.2 „Bewertung der Ergebnisse der CT-Bildanalyse“).

Erstellen der Maske

Der Algorithmus, der letztendlich den „Bau“ der Maske auf Grundlage der klassifizierten Bilder vollzieht, beruht lediglich auf logischen Abfragen, Schleifen und der Rotation der Bilder mittels „rotate“. Die Ränder des Bodens werden durch dieses Verfahren relativ rund gezeichnet. Über weitere Rotationsabstufungen könnte der Rand des Bodens zwar noch weicher wiedergegeben werden, es ist allerdings

fraglich, ob dies bei der groben Auflösung einen Effekt auf das Endergebnis hätte. Im Rahmen dieser Arbeit konnten keine weiteren Untersuchungen diesbezüglich stattfinden.

Einteilung in verschiedene Grauwertbereiche

Wie aus der Literatur hervorgeht, ist die Bildauflösung der in dieser Arbeit analysierten CT-Aufnahmen als sehr grob einzustufen. Daraus resultiert ein unimodales Histogramm der Grauwerte. Objekte wie Skelett oder Poren bzw. luftgefüllter Raum lassen sich demnach nicht anhand eines entsprechenden Maximums in der Grauwertverteilung identifizieren. Auf der HU-Skala hat Luft, also auch eine mit Luft gefüllte Pore, den Wert 0. Somit müssten alle Boden-Voxel mit einem Grauwert = 0 zu einer Pore gehören. Nach den Angaben von Capowiez et al. (1998) und Clausnitzer und Hopmans (2000) können anhand der hier verwendeten CT-Aufnahmen nur Objekte mit einem Minstdurchmesser von 2 mm bzw. 3 mm eindeutig erkannt werden. Das bedeutet vereinfacht, dass bei einem Objekt mit z.B. 3 mm Durchmesser das in der Mitte des Objekts liegende Voxel die für das Objekt entsprechende Signatur trägt. Die benachbarten Voxel enthalten aufgrund des Partialvolumeneffekts lediglich „Mischwerte“. Somit sind die Bilder nicht geeignet um Makroporen nach der Definition von Gisi (1997) zu identifizieren und zu rekonstruieren. Vielmehr muss hier der Ansatz der Voxelporosität in Anlehnung an Císlerová und Votrubová (2002) gewählt werden. Da die Beziehung zwischen Grauwerten und Voxelporositäten nicht eindeutig definiert ist, wurde die Routine zunächst entkoppelt von jeglichen Vergleichswerten entwickelt. Daher wird an dieser Stelle die Verteilung und Häufigkeit bestimmter Grauwerte analysiert ohne diesen bereits besondere Eigenschaften zuzuordnen. Dies ermöglicht dennoch einen hochauflösten Vergleich der Monolithe wie anhand der Ergebnisse der CT-Bildanalyse gezeigt wurde. Generelle Zusammenhänge zwischen Materialeigenschaften und CT-Wert wurden in Kapitel 1.3.2. „Grundlagen und Funktionsweise der Computertomographie“ ausführlich erläutert. Mit vereinfachten Ansätzen lassen sich später immer noch Beziehungen zwischen den Ergebnissen der CT-Bildauswertung und Eigenschaften wie Dichte oder Porosität herstellen.

Um am Ende dieser Analyse möglichst hochauflöste Informationen über die Grauwertverteilung der Monolithe über die Tiefe zu bekommen, wurden 15 Grauwertklassen gebildet. Diese Menge an Klassen ließ sich gut bewältigen und die daraus resultierende Klassenweite von 200 für alle Monolithe erwies sich als ausreichend, um Unterschiede zwischen den Monolithen hinsichtlich ihrer Grauwertverteilung im Raum darstellen zu können.

Verknüpfung von Regionen zu Netzwerken

Der Algorithmus zur Verknüpfung der Regionen zu Netzwerken wurde in Anlehnung an die Methode von Pierret et al. (1999) entwickelt. Bei diesem Vorgehen steht im Vordergrund, dass die Information über das Volumen der Netzwerke beibehalten werden soll (Luo et al., 2000a). Da hier keine einzelnen Poren, sondern vielmehr in bestimmtem Maße poröse Bereiche rekonstruiert wurden, ist dies unbedingt notwendig, um so ihren Beitrag zur Infiltration einschätzen zu können. Daher wurde bisher auch darauf

verzichtet, ein sogenanntes Skelett der Netzwerke zu bilden, bei die Informationen über das Volumen verloren gehen würden.

In dieser Arbeit gelten Regionen in zwei aufeinanderfolgenden Bildern (i und $i+1$) bereits als miteinander verbunden, wenn nur eine Berührung über eine Ecke (diagonal nach unten) vorhanden ist. Diese auch als „26-neighbouring-voxels-rule“ bezeichnete Vorgehensweise wird z.B. von Pierret et al. (1999) angewendet. Bei Capowiez et al. (1998) dagegen müssen sich die Regionen an mindestens jeweils einem Voxel überdecken, d.h. über eine Voxelseite benachbart sein. Hauptsächlich wurde die etwas „lockere“ Überschneidungsregel für diese Arbeit gewählt, um die Anzahl Netzwerke zu reduzieren. Aus demselben Grund wurde auch für die Nachbarschaft von Regionen festgelegt, dass zwei sich an jeweils einer Pixelecke berührende Regionen als eine Region zu berücksichtigen sind. Somit wird die Anzahl Netzwerke minimiert. Die Überschneidungsregeln können in der Routine an der entsprechenden Stelle (**6_regionen**, IDL und **7_network**, IDL) leicht geändert werden. Für diese Arbeit wurde die „lockere“ Regel beibehalten um die Rechenzeit zu verkürzen und den Output (.csv) zu verkleinern. Die Kontinuität der Netzwerke wird durch diese Vorgehensweise maximiert. Eine Möglichkeit, die Verknüpfung von Regionen zu Netzwerken differenzierter durchzuführen, wäre die Berücksichtigung der Originalgrauwerte der Regionen. So könnte eine Verknüpfung z.B. bei einer Überschneidung von Regionen auf jeden Fall stattfinden, bei einer Berührung über eine Ecke oder eine Kante aber nur dann, wenn die Grauwerte der Regionen nur eine bestimmte Abweichung von einander besitzen und zusätzlich die benachbarten Voxel zu den Regionen eine bestimmte Homogenität in den Grauwerten aufweisen. Damit würde bei der Verknüpfung der Regionen berücksichtigt werden, ob für infiltrierendes Wasser starke Veränderungen in der Beschaffenheit des Fließwegs auftreten, oder ob dieser homogen verläuft.

Korrekturalgorithmus für Netzwerklablel

Der Korrekturalgorithmus, der nötig ist, um „abgeschnittene Äste“ wieder dem Hauptnetzwerk zuzuordnen, ist sehr komplex und nimmt viel Rechenzeit in Anspruch. Er ist aber notwendig, um letztendlich Aussagen über die Anzahl unabhängiger Fließwege durch den Monolithen oder durch Abschnitte des Monolithen treffen zu können. Abbildung 39 zeigt für den Monolithen SEW49 und die Klasse VI (Grauwerte <1250) die Wirkungsweise des Korrekturalgorithmus. Der Monolith steht in der Abbildung „auf dem Kopf“, die vertikale Achse gibt die Tiefe in mm an. In der Darstellung besitzt jedes Netzwerklablel eine Farbe. Von links nach rechts werden folgende Schritte der Labelkorrektur gezeigt: erster Verknüpfungsdurchgang, erster Korrekturvorgang, zweiter Korrekturdurchgang. Die Auswirkung der Korrektur wird vor allem bei dem großen vertikalen Netzwerk in den unteren 300 mm des Monolithen deutlich. Zunächst wird dieses Netzwerk mit vier Labeln versehen (grün, rot, orange und gelb), nach dem ersten Korrekturdurchgang mit zwei (orange und gelb) und nach dem zweiten Durchgang mit einem Label (orange). Es lassen sich also alle Netzwerke eindeutig identifizieren und quantifizieren.

Ausgabe

Die Informationen, welche für die präsentierten Ergebnisse benötigt werden, können über einfache Abfragen leicht erhoben werden. Berechnungen von zusätzlichen Parametern wie die Tortuosität, die Grauwertzusammensetzung der einzelnen Netzwerke sowie deren Durchmesser- und Verzweigungsverteilung wären möglich und könnten helfen eine Verbindung zwischen Netzwerkcharakteristika und Fließverhalten von infiltrierendem Wasser herzustellen.

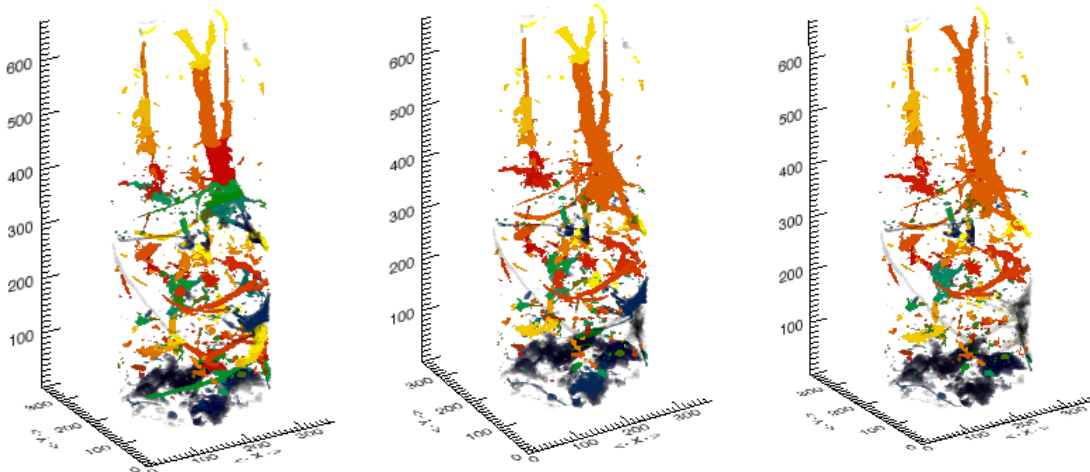


Abbildung 39: Monolith SEW49, Netzwerke für Grauwerte <1250 (Klasse VI); je Label eine Farbe; links: erste Verknüpfung, Mitte: nach dem ersten Korrekturdurchgang, rechts: nach dem zweiten Korrekturdurchgang.

4.2 Bewertung der Ergebnisse der CT-Bildanalyse

Mit der entwickelten Routine ist es möglich eine Vielzahl von Analysen durchzuführen. Die Ergebnisse lassen sich anschaulich in Abbildungen oder in tabellarischer Form darstellen und ermöglichen so einen vielfältigen Vergleich der untersuchten Proben. So konnten für die hier untersuchten drei Bodenmonolithe Unterschiede hinsichtlich ihrer Grauwertverteilung festgestellt werden, welche in allen Darstellungsformen der Ergebnisse zu erkennen waren. So zeichnet sich der Monolith SEW16 gegenüber den anderen beiden Monolithen insgesamt durch höhere mittlere Grauwerte bzw. größere Anteile hoher Grauwerte aus.

Bei der Betrachtung der mittleren Grauwerte über die Tiefe ist zu berücksichtigen, dass auch das Skelett in den Mittelwert einfließt. So kann z.B. durch das Vorhandensein eines Steins für eine Tiefe ein sehr hoher mittlerer Grauwert erhalten werden, obwohl sich die Bodenmatrix selbst nicht verdichtet hat. Genauso wirken sich aber auch große isolierte Bereiche mit sehr niedrigen Grauwerten auf den Mittelwert aus, sodass dieser vergleichsweise niedrig ist. Besonders kritisch ist der Fall, wenn sich die niedrigen Grauwerte einer „Makropore“ und die hohen Grauwerte des Skeletts im Mittel ausgleichen. Die entsprechende Tiefe erscheint dann im Tiefenprofil unauffällig, obwohl sie durch die Makropore als durchlässig einzustufen ist. Veranschaulicht wird dies in Abbildung 40. Dort sind in das bereits präsentierte

Tiefenprofil über die mittleren Grauwerte der drei Monolithen (Abbildung 27) CT-Bilder aus ausgewählten Tiefen eingefügt.

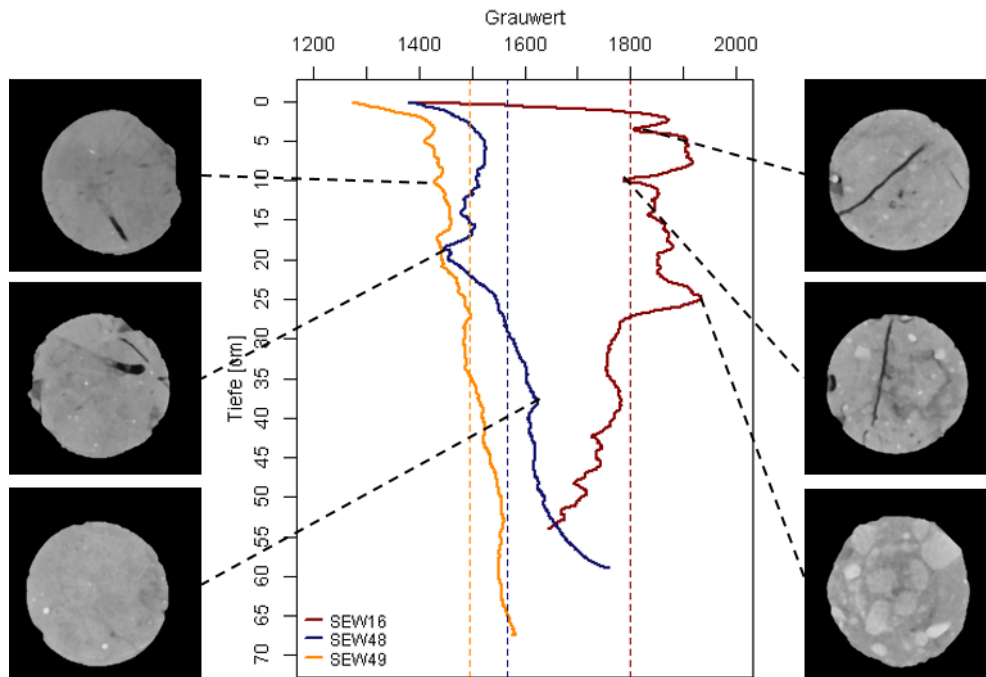


Abbildung 40: Mittlere Grauwerte je mm Tiefe für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49. Senkrechte gestrichelte Linien in der entsprechenden Farbe zeigen das arithmetische Mittel der Grauwerte für den gesamten Monolithen mit 1789 (SEW16), 1568 (SEW48) und 1496 (SEW49). Ergänzt wird die Abbildung durch CT-Aufnahmen aus ausgewählten Tiefen.

Eine Darstellung der Grauwertverteilung über die Tiefe lässt eine differenziertere Betrachtung zu als die Darstellung des Mittelwerts (Abbildung 28). So lässt sich erkennen, von welcher Grauwertklasse ein Horizont dominiert wird und welche Grauwertklassen für Änderungen des mittleren Grauwerts verantwortlich sind. So wurde bereits festgestellt, dass der Kurvenverlauf der Grenze zwischen den zwei jeweils dominierenden Grauwertklassen den Kurvenverlauf des mittleren Grauwerts am besten wiedergibt. Somit kommt es hier eher selten vor, dass sich hohe Anteile von unterschiedlichen Grauwertklassen im Mittelwert aufheben. D.h. bei einer Abnahme in einer höheren Klasse kommt es meistens zu Zunahmen in niedrigeren Klassen und umgekehrt oder es verändern sich z.B. lediglich die Anteile der hohen Klassen, während die Anteile der unteren Klassen konstant bleiben und umgekehrt. Für SEW16 lässt sich dies gut beobachten (Abbildung 28): In den Tiefen 20-40 cm bleibt der Anteil für Voxel mit Grauwerten <1650 konstant, während sich die Anteile von Voxeln mit Grauwerten >1650 jeweils stark verändern. Zusammenfassend repräsentiert der Mittelwert tatsächlich die Tendenzen in der Grauwertzusammensetzung über die Tiefe.

Als Grund für die auffällig hohen mittleren Grauwerte für den Monolithen SEW16 wurde zunächst der Skelettanteil vermutet, welcher auf dem Plot SEW16 als wesentlich höher im Vergleich zu den anderen

beiden Plots eingeschätzt wurde. Für SEW16 wurde der Skelettanteil auf etwa 20 % geschätzt, für die anderen beiden Plots dagegen auf etwa 5 % (Gimbel, 2014).

Eine visuelle Analyse in ImageJ ergab für alle drei Monolithe einen Grenzwert von 2000, um das Skelett von der Matrix abzugrenzen. Betrachtet man als Annäherung an den über Grauwerte identifizierten Skelettanteil den bereits bestimmten Anteil der Voxel mit Grauwerten >2050 , so ergibt sich aus der kumulierten Häufigkeit über die gesamten Monolithe (Tabelle 29) für SEW16, SEW48 und SEW49 ein Skelettanteil von jeweils 6,6 %, 0,09 % und 0,02 %. Über die Tiefe betrachtet wird deutlich, dass der Anteil an Voxeln mit Grauwerten >2050 für SEW16 stark schwankt (Abbildung 28). Er erreicht in einer Tiefe von etwa 25 cm sogar 30 %. Für die anderen beiden Monolithe ist der Anteil über die Tiefe konstant und nahezu 0 %. Tatsächlich spiegeln sich die relativ hohen Anteile von Voxeln mit Grauwerten >2050 in manchen Tiefen bei SEW16 durch vergleichsweise hohe Mittelwerte in entsprechenden Tiefen wider. Allerdings zeigen schon die Histogramme über die Grauwerte der drei Monolithe (Abbildung 41), dass die Häufigkeitsverteilung für SEW16 insgesamt in Richtung der höheren Grauwerte verschoben ist. Es sind also nicht nur Ausreißer, wie z.B. Skelett, für eine so starke Verschiebung des mittleren Grauwertes verantwortlich. Lediglich die auffälligen Schwankungen im Verlauf des mittleren Grauwerts über die Tiefe können durch den Skelettanteil erklärt werden.

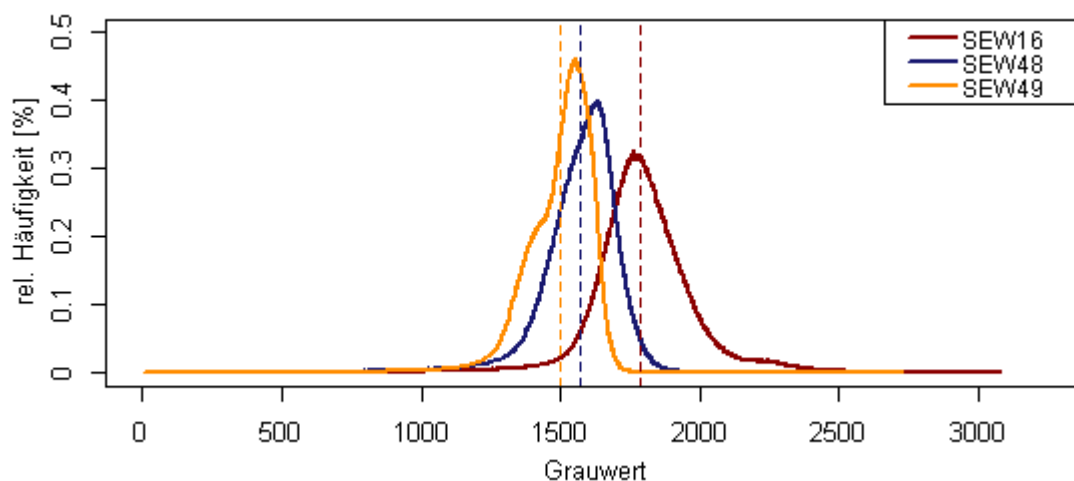


Abbildung 41: Häufigkeitsverteilung der Grauwerte der drei Monolithe (nur Bodenkörper); Anteile beziehen sich auf das Volumen des Bodens (Inneres der Masken); zusätzlich eingezeichnet die mittleren Grauwerte (arithm. Mittel) über die gesamten Monolithe mit SEW16: 1789, SEW48: 1568, SEW49: 1496 (vertikale Linien, farblich entsprechend gestrichelt).

Es ist der hohe Anteil von Voxeln mit Grauwerten $1850 < HU < 2050$ im Monolithen SEW16, welcher dessen Grauwertverteilung dominiert. In den Monolithen SEW48 und SEW49 ist der Anteil dieser Grauwerte extrem niedrig. Eine Verschiebung in der Röntgenstrahlungsmessung durch das CT-Gerät oder eine zu den anderen Monolithen unterschiedliche Umrechnung kann als Ursache für eine „Grauwertverschiebung“ ausgeschlossen werden.

Ein neben dem Skelettanteil weiterer Grund für höhere Grauwerte bei SEW16 könnte in der Korngrößenverteilung des Feinbodens liegen. Der Plot SEW16 wird als „sandigster“ Standort eingeschätzt mit

einer sich überwiegend aus Grobsand zusammensetzenden Braunerde. Auch für die anderen beiden Plots wurden sandige Braunerden verzeichnet, allerdings mit geringerem Sandanteil und dieser überwiegend aus Mittel- und Feinsand bestehend (Gimbel, 2014). Sand besitzt Korndurchmesser von 63-2000 μm (Gisi, 1997). Grobsand wird durch Korndurchmesser von 630 μm -2000 μm definiert (Gisi 1997). Damit liegt Grobsand im kritischen Bereich der Bildauflösung. Obwohl der Durchmesser der größten Körner die Bildauflösung überschreitet, wird für sie wahrscheinlich kein „reines“ Signal empfangen (Capowiez et al., 1998; Clausnitzer und Hopmans, 2000). Dennoch müssten die CT-Werte in Bereichen mit Grobsand insgesamt höher liegen als in Bereichen mit Mittel- oder Feinsand. Statt einer gröberen Körnung könnte aber auch eine breitere Korngrößenverteilung die Ursache für die höheren mittleren Grauwerte bei SEW16 sein. Bei einer breiteren Korngrößenverteilung nimmt die Lagerungsdichte bei gleichen Randbedingungen wie z.B. der reellen Dichte des Substrats und dem Anteil an organischem Material tendenziell zu. Gleichzeitig wird der Porenraum kleiner (Gisi, 1997). Somit wäre zu prüfen, inwiefern Körnungen mit Durchmessern im Bereich der Bildauflösung durch den Partialvolumeneffekt eine Auswirkung auf die Grauwerte haben, sodass grobkörnige Bodenbereiche ähnliche Signale aufweisen wie Bereiche mit einer breiteren Korngrößenverteilung, welche somit „dichter gepackt“ sind. Eventuell wurde der Effekt durch die Anwendung des Medianfilters verstärkt. Wenn Bereiche mit Grobsand zuvor hohe Varianzen in den Grauwerten aufwiesen, kann es sein, dass die Voxel in diesen Bereichen durch den Medianfilter zu einem Großteil der höheren Grauwertklasse zugeordnet wurden, wenn diese insgesamt nur gering überwog.

Auffällig ist auch, dass die Kurve für SEW16 in der Darstellung der kumulierten Grauwerthäufigkeiten (Abbildung 29) insgesamt in den höheren Grauwertbereich verschoben ist, aber gleichzeitig fast parallel zu den anderen beiden Kurven für die Monolithe SEW48 und SEW49 verläuft. Voxel mit Grauwerten <250 sind in SEW16 gar nicht vorhanden und selbst Voxel mit Grauwerten <1450 (Klasse VII), was immerhin fast dem mittleren Grauwert für SEW49 entspricht, sind für den gesamten Monolithen SEW16 nur zu 2,05 % vorhanden (Tabelle 11). Das wirft die Frage auf, ob die Methode der Probenahme eine Auswirkung auf die gemessenen CT-Werte haben kann. So wurde der Monolith SEW16 anders gewonnen, als die anderen beiden Monolithe, indem dieser nicht in einem Rohr genommen, sondern sukzessive ausgegraben und mit Schrumpffolie umwickelt wurde. Eventuell wurde der Monolith SEW16 durch das Umwickeln mit Schrumpffolie komprimiert und Hohlräume wurden verschlossen. Der Monolith wäre in diesem Fall nachträglich verdichtet worden und die Grauwerte wären dadurch insgesamt angestiegen. Ein Vergleich mit Ergebnissen anderer Methoden für Bodenanalysen sollte helfen, die Ergebnisse der CT-Bildauswertung besser bewerten, bzw. ihre Brauchbarkeit im bodenhydrologischen Kontext prüfen zu können. In den folgenden Unterkapiteln werden daher die Ergebnisse der CT-Bildanalyse denen aus den Beregnungs- und Multistep-Outflow-Versuchen gegenüber gestellt.

4.2.1 Vergleich: Ergebnisse der CT-Bildauswertung und Ergebnisse der Beregnungsversuche mit Brilliant Blue

Die Fließtypen resultieren aus der Häufigkeitsverteilung der SPW, welche wiederum als Summe die VD ergibt und stark mit der SD zusammenhängt. Die Darstellung der Fließtypen wird somit als Zusammenfassung dieser drei Parameter betrachtet. Tiefen, in denen sich die Fließtypen ändern, sollten auch hinsichtlich der Grauwertzusammensetzung Auffälligkeiten bzw. Veränderungen zeigen. Anhand Abbildung 24 (S. 42) und Abbildung 28 (S. 48) wird dies überprüft. Dabei muss berücksichtigt werden, dass die für jeden Plot identifizierten Fließtypen nicht nur vom Boden- und Porengefüge sondern auch von der Beregnungsdauer abhängen. Eventuell ist die während einer Stunde infiltrierende Wassermenge zu gering, so dass es zu keiner Interaktion zwischen Makroporen und Matrix kommen kann. Oder die infiltrierende Wassermenge ist so groß, dass sich die Matrix zwischen Makroporen komplett mit Tracer färbt und sich die „Interaktionsbereiche“ zu einer großen gefärbten Fläche vereinen. Eine Differenzierung von Matrix und Makroporen ist so nicht mehr möglich. Zudem muss beachtet werden, dass das infiltrierte Wasser die Profilunterseite eventuell gar nicht erreicht. Um Effekte durch die unterschiedlichen Beregnungsdauern besser einordnen zu können, wäre eine Differenzierung der Farbtracerverteilung am Profil in unterschiedliche Tracerkonzentrationen hilfreich gewesen. Dies wäre rein technisch möglich, wurde allerdings in dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Obwohl die Identifizierung der Fließtypen fehlerhaft sein kann bzw. kritisch zu betrachten ist, bieten sie erste Ansatzpunkte für einen Vergleich mit den Ergebnissen der CT-Bildauswertungen.

Zunächst werden für SEW16 die nach einer Beregnungsdauer von drei Stunden (3h) identifizierten Fließtypen mit dem Tiefenprofil der Häufigkeitsverteilung der Grauwerte für den Monolithen verglichen (Abbildung 24, S. 42 und Abbildung 28, S. 48). Es fällt auf, dass in denjenigen Tiefenbereichen homogener Matrixfluss identifiziert wurde, in denen der Anteil der Voxel mit Grauwerten <1850 (Klassen I bis IX) Minima mit Werten $<45\%$ aufweist. Dies ist in ca. 0-13 cm und 25-28 cm (Grauwertverteilung) bzw. 0-15 cm und 28-31 cm (Fließtypen) der Fall. In Tiefen, in denen der Anteil der Voxel mit Grauwerten <1850 über 45% liegt, wird heterogener Matrixfluss identifiziert. Der Versatz in den Tiefen wird darauf zurückgeführt, dass bei beiden Auswertungen die Bodenoberfläche jeweils visuell festgelegt wird, wodurch es zu Unterschieden bezüglich des Null-Niveaus kommen kann.

Ein entsprechender Vergleich für SEW48 und zwei Stunden Beregnungsdauer (2h) zeigt auch dort Übereinstimmungen von „auffälligen“ Tiefen in beiden Abbildungen. So wird z.B. ab einer Tiefe von 20 cm Matrixfluss mit hoher Interaktion identifiziert (Abbildung 24). Ab dieser Tiefe nimmt der Anteil Voxel mit Grauwerten <1650 (Klassen I bis VIII) kontinuierlich von ca. 90% in 20 cm Tiefe auf 10% an der Profilunterkante ab. Außerdem ist ab einer Tiefe von 20 cm der Anteil der Voxel mit Grauwerten <850 nahezu 0% , darüber aber noch deutlich erkennbar vorhanden (Abbildung 28, mittlerer Plot für SEW48). Für den Abschnitt oberhalb von 20 cm stimmen Tiefen mit heterogenem Matrixfluss mit denjenigen überein, in denen der Anteil der Voxel mit Grauwerten <1450 (Klassen I bis VII) über 25% liegt. Der Fließtyp ändert sich entsprechend zu homogenem Matrixfluss, wenn der Anteil Voxel mit Grauwerten

<1450 unter 25 % fällt und gleichzeitig der Anteil Voxel mit Grauwerten >1650 extrem niedrig ist mit 4-8 %.

Beim Beregnungsversuch auf SEW49 tritt für zwei und drei Stunden Beregnungsdauer (2h und 3h) über das gesamte Profil heterogener Matrixfluss auf. Der Monolith SEW49 ist auch derjenige mit der unauffälligsten Häufigkeitsverteilung der Grauwerte über die Tiefe. Für die Fließtypen nach einer Stunde Beregnungszeit (1h) wird in einer Tiefe von etwa 35 cm ein Wechsel von Makroporenfluss mit gemischter Interaktion zu Makroporenfluss mit hoher Interaktion beobachtet (Abbildung 24). In der entsprechenden Darstellung der Grauerthäufigkeiten ist für diese Tiefe allerdings keine Besonderheit zu erkennen (Abbildung 28). Lediglich nimmt der Anteil Voxel mit Grauwerten <1450 kontinuierlich über die gesamte Profilmächtigkeit von etwa 85 % oben auf etwa 5 % unten ab. Eventuell ist die weitere Abnahme dieses Anteils in 35 cm Tiefe für den Wechsel des Fließtyps verantwortlich. Außerdem beginnt in dieser Tiefe auch der Anteil der Voxel mit Grauwerten >1650 stärker zuzunehmen, von ca. 2% in 35 cm auf ca. 12 % an der Profilunterkante. Voxel mit Grauwerten <1050 sind über die gesamte Tiefe konstant zu etwa 1 % vorhanden, was die Ursache für das bei längerer Beregnungsdauer über das gesamte Profil beobachtete heterogene Matrixfließen sein könnte.

Vergleicht man außerdem die Abbildung der SD (Abbildung 23) mit derjenigen der Grauerthäufigkeiten über die Tiefe (Abbildung 28), kann der Zusammenhang festgestellt werden, dass bei einem höheren Anteil Voxel mit niedrigen Grauwerten (<1250) (Abbildung 28, mittlere Spalte) die SD vergleichsweise niedrig ist. Je nach Beregnungsdauer ist dieser Zusammenhang unterschiedlich stark ausgeprägt.

Es können also rein qualitativ Zusammenhänge zwischen Infiltrationseigenschaften des Bodens und Besonderheiten in der Grauwertverteilung des entsprechenden Monolithen gefunden werden. Dabei gelten die gefundenen Zusammenhänge lediglich für jeden Versuchsplot und den dazugehörigen Monolithen separat. Es konnten keine allgemein geltenden Regeln für bestimmte Grauwertzusammensetzungen und daraus resultierende Fließtypen abgeleitet werden. Dafür wären eine differenzierte Auswertung der Beregnungsversuche mit Berücksichtigung von Konzentrationsabstufungen des Tracers, sowie eine höhere Auflösung der Grauwertverteilung nötig.

4.2.2 Vergleich: Ergebnisse der CT-Bildauswertung und Ergebnisse des Multistep-Outflow-Verfahrens

Die Grauwerte eines CT-Bildes repräsentieren hauptsächlich die Dichte des gescannten Materials. Beeinflusst wird die Messung zusätzlich durch die atomare Zusammensetzung des Materials sowie durch Artefakte wie den Partialvolumeneffekt und den Strahlaufhärtungseffekt. Theoretisch lässt sich aber aus dem Grauwert eine Dichte entsprechend der Lagerungsdichte berechnen und schließlich bei bekannter reeller Dichte die Porosität des gescannten Objekts bestimmen. Bei dem hier verwendeten CT-System wird zudem der Strahlaufhärtungseffekt bei der Rekonstruktion der Daten korrigiert, wodurch durch diesen keine Fehler bei Umrechnungen entstehen sollten. Im Folgenden soll sich der Methode von Cís-

lerová und Votrubová (2002) angenähert werden. Sie berechneten über die Beziehungen zwischen Grauwert und Lagerungsdichte sowie zwischen Lagerungsdichte und Porosität für jedes Voxel ihrer Bilder eine sogenannte Voxelporosität.

Besteht ein Objekt z.B. aus reinem Quarzsand, so repräsentiert der über die gesamte Probe gemittelte Grauwert die Lagerungsdichte des Objekts. Über die reelle Dichte des Sandes kann schließlich die Umrechnung in die Porosität erfolgen. Anstatt für das gesamte Objekt kann diese Umrechnung auch für jedes einzelne Voxel vorgenommen werden. Ein Voxel, welches nur Luft repräsentiert, hat somit eine Porosität von 100 %, ein Voxel, welches nur Sand repräsentiert, dagegen eine Porosität von 0 %.

Das bietet hier die Möglichkeit, die über das MSO-Verfahren ermittelten Porositäten mit dem Vorhandensein bestimmter Grauwerte zu vergleichen. Zudem kann eine Aussage getroffen werden, inwiefern die je nach Grauwertklasse identifizierten Netzwerke als wasserdurchlässig einzustufen sind.

Allerdings muss für die Berechnung der Voxelporositäten die Beziehung zwischen Grauwert und Lagerungsdichte, sowie die reelle Dichte des gescannten Materials bekannt sein:

$$\Phi = 1 - \frac{\rho_a}{\rho_r} \quad (8)$$

$$\rho_a = \frac{M_M}{V} \quad (9)$$

$$\rho_r = \frac{M_M}{V_M} \quad (10)$$

Dabei ist Φ [-] die Porosität, ρ_a [g/cm³] die Lagerungsdichte, ρ_r [g/cm³] die reelle Dichte, M_M [g] die Masse der Bodenfestschubstanz, V [cm³] das Probenvolumen und V_M [cm³] das Volumen der Bodenfestschubstanz der Probe.

Durch die materialabhängige Röntgenstrahlabschwächung ist die Beziehung zw. Grauwert und Lagerungsdichte nicht trivial und wurde deshalb in dieser Arbeit bisher nicht angewendet. Im Folgenden soll dies nun annäherungsweise geschehen, um die Wasserdurchlässigkeit von Bereichen mit bestimmten Grauwerten anhand ihrer Porosität zumindest abschätzen zu können. Stark vereinfacht kann aufgrund der Gerätekalibrierung mit Luft und Wasser folgende Beziehung gelten:

$$\rho_a = \frac{HU}{1000} \quad (11)$$

wobei HU der gemessene Grauwert ist und ρ_a die Lagerungsdichte in g/cm³.

Bei dieser Berechnung wird angenommen, dass die gescannten Materialien dieselben Abschwächungseigenschaften wie Wasser besitzen, was im Boden aber eher nicht der Fall ist.

Im Rahmen einer Bachelor-Arbeit an der Professur für Hydrologie (Klößner, 2012) wurde mit demselben CT-Gerät, welches für diese Arbeit verwendet wurde, mit Objekten unterschiedlicher Dichte und unterschiedlichen Materialien eine Eichgerade gemessen, mit der die Umrechnung von Grauwerten in die Lagerungsdichte möglich ist. Es ergab sich folgende Beziehung:

$$\rho_a = 0,000918 * HU + 0,049763 \quad (R^2=0,990229) \quad (12)$$

wobei HU der gemessene Grauwert ist und ρ_a die Lagerungsdichte in g/cm³.

Allerdings war auffällig, dass Objekte mit einer heterogenen Zusammensetzung („Kieselstein“, „Stopfei aus Stein“) am weitesten von der Kurve abweichen. Dennoch bietet die Beziehung eine Annäherung.

Die reelle Dichte kann lediglich geschätzt werden. Für den Mineralboden der Schorfheide kann eine Dichte von 2,65 g/cm³ angenommen werden, was der Dichte von Quarz entspricht (Gisi, 1997). Unbekannt ist allerdings der Anteil organischen Kohlenstoffs, für den die Dichte wesentlich geringer ist als für Quarz. Sein Anteil wird auf den untersuchten Standorten als sehr gering eingeschätzt und wird daher vernachlässigt.

Mit einer reellen Dichte von 2,65 g/cm³ und Formel 8 können so annäherungsweise Voxelporositäten berechnet werden. Dieses Vorgehen wird im Folgenden als Variante A bezeichnet. Tabelle 14 zeigt exemplarisch für einige Grauwerte die Lagerungsdichten und Porositäten.

Tabelle 14: Variante A: Lagerungsdichte ρ_a [g/cm³] (Formel 12) und Voxelporosität [] (Formel 8) für bestimmte Grauwerte.

CT-Wert	ρ_a g/cm ³	Voxelporos. []
0	0,0498	0,981
250	0,2793	0,895
650	0,6465	0,756
1250	1,1973	0,548
2000	1,8858	0,288
2050	1,9317	0,271
2832	2,6495	0,000

Mit einem Grauwert von 2832 wird nach dieser Methode eine Porosität von 0 ermittelt. Das Skelett konnte in allen drei Monolithen mit einem Grenzwert von 2000 rein visuell gut von der Matrix abgegrenzt werden. Für einen Grauwert von 2000 wird aber noch eine Porosität von 28,8 % ermittelt. Im Zusammenhang mit der Wasserspeicherfähigkeit von Böden ist die Porosität von Steinen allerdings mit 0 % einzustufen. Da in allen Monolithen der Anteil der Voxel mit Grauwerten >2050 insgesamt gering ist, kann ein Fehler durch die Anwendung einer zu hohen Voxelporosität für diese Grauwerte aber ebenso als gering angenommen werden. Die Variante A wird daher für weitere Berechnungen beibehalten.

Císlerová und Votrubová (2002) arbeiten mit CT-Bildern im 12bit-Format. Somit liegen die möglichen Grauwerte im Bereich von 0 bis 4096. Sie ordnen den CT-Werten 0 und 4096 eine Porosität von 100 % bzw. 0 % zu und interpolieren die Werte dazwischen linear. Sie machen keine Angaben darüber, ob Skelett in ihren Proben vorhanden ist und wie sie dieses berücksichtigen, bzw. welche Grauwerte für das Skelett beobachtet werden. Unter der Annahme, dass Císlerová und Votrubová (2002) kein Skelett

in ihren Proben beobachteten und somit der Wert 4096 den dichtesten möglichen Bereichen der Matrix entspricht, wurde hier ein vergleichbarer Ansatz unter Berücksichtigung des Skeletts gewählt.

So wird einem Grauwert von 0 eine Porosität von 100 % und einem Grauwert von ≥ 2000 (Skelett) eine Porosität von 0 % zugeordnet und dann ebenfalls linear interpoliert. Dieses Vorgehen wird als Variante B bezeichnet. Tabelle 15 zeigt die entsprechend mit Variante B berechneten Voxelporositäten für bestimmte Grauwerte.

Tabelle 15: Variante B: Voxelporositäten []; ermittelt durch die lineare Interpolation zwischen 1 und 0 für die entsprechenden CT-Werte 0 bzw. 2000.

CT-Wert	Voxelporos. []
0	1
250	0,88
650	0,68
850	0,58
1250	0,38
1450	0,28
1850	0,08
2000	0

Ein weiterer Ansatz könnte sein, über den mittleren Grauwert der gesamten Probe und die mittlere Porosität des Bodens eine Beziehung herzustellen. Für einen CT-Wert von 0 muss die Porosität 100 % betragen. Mit dem zusätzlichen Wertepaar kann dann eine lineare Beziehung der Form $y = a * x + b$ hergestellt werden, mit dem CT-Wert für y und der Porosität [] für x (Variante C). In diesem Fall bedeutet dies, dass für jeden Monolithen eine separate Beziehung erstellt wird, da sowohl mittlere Porositäten als auch mittlere CT-Werte zwischen den Monolithen verschieden sind. Die mittlere Porosität jedes Monolithen wurde im Rahmen der MSO-Auswertung ermittelt (Tabelle 7, S. 44).

In Tabelle 16 sind für jeden Monolithen für bestimmte CT-Werte die mit Variante C geschätzten Voxelporositäten angegeben. Durch die in Tabelle 16 verdeutlichte Vorgehensweise (Variante C) werden Unterschiede zwischen den Monolithen hinsichtlich verschiedener reeller Dichten oder auch hinsichtlich der zuvor angesprochenen aber noch nicht geklärten eventuellen Einflüsse unterschiedlicher Korngrößen indirekt berücksichtigt. Allerdings muss unbedingt bedacht werden, dass die MSO-Ergebnisse nur auf den Feinboden bezogen ermittelt wurden und keine Korrektur über den Skelettanteil stattfand. Die mittlere Porosität, welche für Variante C verwendet wurde, ist daher nur auf den Feinboden bezogen. In den jeweiligen CT-Mittelwerten ist das Skelett allerdings enthalten. Für die Monolithen SEW48 und SEW49 ist der Skelettanteil so gering, dass er dort keinen großen Einfluss auf den mittleren CT-Wert haben sollte.

Tabelle 16: Variante C: Für bestimmte CT-Werte mit der Beziehung $y = a * x + b$ berechnete Voxelporositäten. y = CT-Werte, x =Voxelporosität. Für CT-Werte, für die die berechnete Porosität <0 ist, wurde – eingetragen. Sie wird als 0 betrachtet.

	SEW16	SEW48	SEW49
mittl. Porosität	0,37	0,39	0,39
mittl. CT-Wert	1789	1568	1496
a	-2900	-2613	-2493
b	2900	2613	2493
CT-Wert	Porosität		
250	0,91	0,90	0,90
650	0,78	0,75	0,74
1250	0,57	0,52	0,50
1650	0,43	0,37	0,34
2000	0,31	0,23	0,20
2050	0,29	0,22	0,18
2250	0,22	0,14	0,10
2450	0,16	0,06	0,02
2650	0,09	-	-
2850	0,02	-	-
3050	-	-	-

Mithilfe der in Kapitel 3.4 „Ergebnisse der CT-Bildanalyse“ präsentierten Häufigkeiten der 15 Grauwertklassen (Abbildung 29, Tabelle 11), kann nun entsprechend für jeden Monolithen und jede Variante eine Summenkurve der Voxelporositäten erstellt werden. Da die Beziehung zur Berechnung der Voxelporositäten für alle drei Varianten linear ist, können die Grenzwerte der 15 Grauwertklassen für jeden Monolithen und je nach Variante in die entsprechende Voxelporosität umgerechnet werden und die Häufigkeiten der Klassen beibehalten werden. Eine neue Bearbeitung der Bilder ist somit nicht notwendig. Die Summe aller Voxelporositäten entsprechend ihrer relativen Häufigkeit gewichtet, sollte die Gesamtporosität des jeweiligen Monolithen ergeben. Als Vergleichswerte für die Gesamtporosität der Monolithen werden die über das MSO-Verfahren ermittelten mittleren Porositäten der drei Plots SEW16, SEW48 und SEW49 herangezogen, wie sie auch in Variante C Verwendung finden (Tabelle 7, Tabelle 16). Tabelle 17 zeigt die mit den drei zuvor beschriebenen Varianten geschätzten Gesamtporositäten für die drei Monolithe.

Tabelle 17: Gesamtporositäten [%] der drei Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49, geschätzt über drei verschiedene Beziehungen zw. Grauwert und Porosität (Varianten A, B und C).

	Variante A	Variante B	Variante C
	Gesamtporosität [%]		
SEW16	32	7	34
SEW48	40	16	36
SEW49	43	20	36

Dabei zeigt sich, dass die mit Variante B ermittelte Porosität weit unter derjenigen liegt, welche über das MSO-Verfahren bestimmt wurde. Variante A und C dagegen schätzen die Gesamtporosität relativ gut, wobei durch Variante C eine systematische Unterschätzung erfolgt. Mit Variante A wird die Porosität für SEW16 unterschätzt, für die beiden anderen Monolithe SEW48 und SEW49 überschätzt. Aber auch hier gilt es zu bedenken, dass die MSO-Ergebnisse nicht über den Skelettanteil korrigiert wurden. Variante B wird nicht weiter verfolgt.

Abbildung 42 und Abbildung 43 zeigen die Summenkurven der Porosität in Abhängigkeit des Grauwerts für Variante A bzw. für Variante C. Diese Darstellung erlaubt es, denjenigen Grauwert abzulesen, der Bereiche in den CT-Bildern so identifiziert, dass eine bestimmte Porosität gegeben ist. Somit kann z.B. der Grauwert gefunden werden, welcher die gemessene Makroporosität gewährleistet. Z.B. bedeutet ein Grenzwert von 1650 für den Monolithen SEW48 und Variante A (Abbildung 42), dass das Porenvolumen aller Voxel mit Grauwerten <1650 gemeinsam einen Anteil von etwa 0,3 am Gesamtvolumen des Monolithen ausmacht. Mit einem Grenzwert, der alle Voxel erfasst, beträgt der Anteil des Porenvolumens am Gesamtvolumen des Monolithen somit dessen Gesamtporosität.

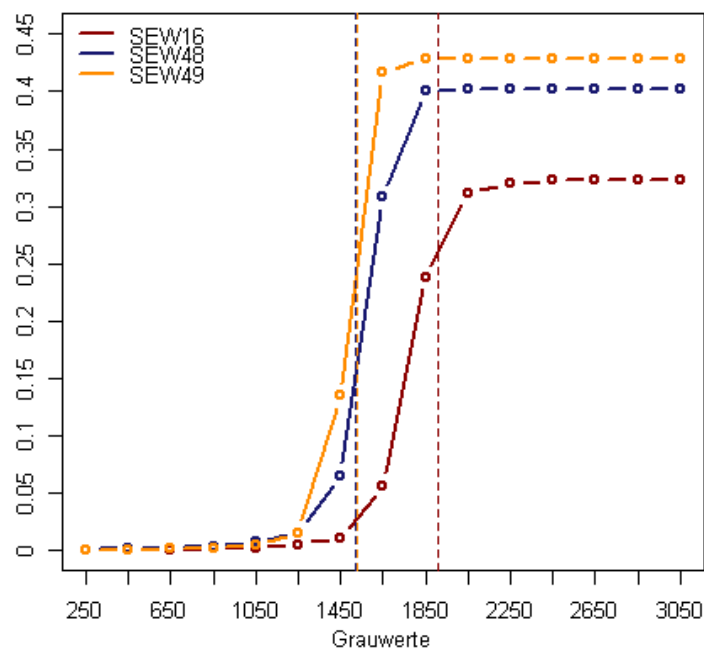


Abbildung 42: Variante A; Summenkurven der Porosität in Abhängigkeit des Grauwertes für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Vertikale gestrichelte Linien repräsentieren den Grauwert für die jeweilige Makroporosität der Monolithen (0,26 (SEW16), 0,16 (SEW48) und 0,23 (SEW49), s. Tabelle 18); farblich entsprechend gekennzeichnet.

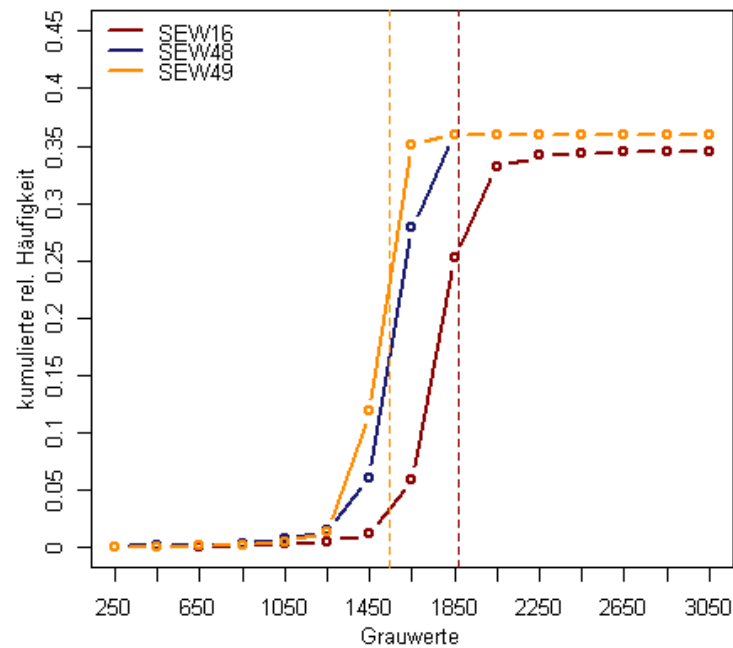


Abbildung 43: Variante C; Summenkurven der Porosität in Abhängigkeit des Grauwertes für die Monolithe SEW16, SEW48 und SEW49. Vertikale gestrichelte Linien repräsentieren den Grauwert für die jeweilige Makroporosität der Monolithen (0,26 (SEW16), 0,16 (SEW48) und 0,23 (SEW49), s. Tabelle 18); farblich entsprechend gekennzeichnet.

Über die mit Variante A und Variante C erstellten Summenkurven der Porosität lassen sich demnach Grenzwerte schätzen, mit denen sich diejenigen Bereiche in den CT-Bildern abgrenzen lassen, welche die Makroporen enthalten und somit die Makroporosität ausmachen. Dabei ist dieser Grenzwert unbedingt von der Voxelporosität desselben Grauwertes zu unterscheiden. Eine Übersicht gibt Tabelle 18.

Tabelle 18: Grenzwerte zur Abgrenzung derjenigen Bereiche in den CT-Bildern, welche insgesamt die Makroporosität ausmachen; für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49 und die Varianten A und C.

		SEW16	SEW48	SEW49
Makroporosität []		0,26	0,16	0,23
Grenzwerte	Variante A	1911	1529	1518
	Variante C	1870	1541	1546

Über die Voxelporositäten und deren Häufigkeiten ist es ebenso möglich, die mittlere Porosität der über die Grauwerte identifizierten Netzwerke zu schätzen, sogenannte Netzwerkporositäten. Damit lassen sich die Netzwerke hinsichtlich ihrer Wasserdurchlässigkeit einordnen. Dabei ist zu beachten, dass es sich lediglich um mittlere Porositäten der Netzwerke handelt. So kann es z.B. sein, dass bei einem Grenzwert von 1250 ein Netzwerk nur aus Voxeln mit Grauwerten von 1050 bis 1250 besteht, ein anderes dagegen aus Voxeln mit Grauwerten von 0 bis 1250. Exemplarisch zeigt Tabelle 19 die Porositäten der Netzwerke mit Grauwerten <1250, geschätzt mit den Varianten A und C für alle drei Monolithe. Die Netzwerke mit Grauwerten <1250 für die drei Monolithe sind in Abbildung 31 dargestellt.

Tabelle 19: Netzwerkporositäten für Netzwerke mit Grauwerten <1250 für die Monolithen SEW16, SEW48 und SEW49, berechnet mithilfe der rel. Häufigkeiten der Voxelporositäten nach Variante A und C.

	SEW16	SEW48	SEW49
	Netzwerkporosität []		
Variante A	0,585	0,595	0,573
Variante C	0,606	0,573	0,527

Die so geschätzten Netzwerkporositäten für Netzwerke mit Grauwerten <1250 liegen zwischen 0,527 (SEW49, Variante C) und 0,606 (SEW16, Variante C). Dabei kann allerdings keine Aussage darüber gemacht werden, wie die Porenräume innerhalb der Netzwerke angeordnet sind. Bei einer Voxelgröße von 1,107 x 1,107 x 1 mm³ und Feinerde, die überwiegend aus der Sandfraktion besteht, werden Voxel mit einem Porenanteil von 0,527 bis 0,606 hier als wasserdurchlässig eingestuft.

Weiterführend müsste untersucht werden, inwiefern die räumliche Anordnung dieser Netzwerke Auswirkungen auf die Leitfähigkeit des Bodens bzw. der Monolithen hat. Die in dieser Arbeit zur Verfügung stehenden Leitfähigkeiten können für eine derartig spezifische Fragestellung allerdings nicht als Vergleichsmaterial dienen. Daher wird an dieser Stelle auf weiterführende Vergleiche z.B. zwischen Netzwerkdicke und Leitfähigkeit oder zwischen vertikaler Länge von Netzwerken und der Leitfähigkeit verzichtet. Diese Art von Vergleich wäre zielführend, wenn die Leitfähigkeiten und CT-Bilder von denselben Proben stammen würden.

Zusammenfassend konnte hier gezeigt werden, dass es möglich ist, über die Grauwerte der CT-Bilder der Monolithen eine Beziehung zu der über das MSO-Verfahren ermittelten Porosität des Bodens herzustellen. Zunächst wurden drei verschiedene Varianten vorgestellt, mit denen ein gemessener Grauwert in die entsprechende Voxelporosität umgerechnet werden kann. Über eine Umwandlung der Grauwertfrequenzen für die 15 verschiedenen Grauwertklassen in relative Häufigkeiten der Voxelporositäten konnte für jede Variante und jeden Monolithen die Gesamtporosität geschätzt werden. Variante B unterschätzte die über das MSO-Verfahren bestimmte Porosität stark. Diese Variante wurde daher nicht weiter betrachtet. Die beiden anderen Varianten lieferten realistische Werte, wobei Variante C die gemessenen Porositäten für alle Plots leicht unterschätzte und Variante A die gemessene Porosität je nach Monolith unterschätzte (SEW16) oder überschätzte (SEW48 u. SEW49). Schließlich zeigt eine Berechnung der Netzwerkporositäten für Netzwerke mit Grauwerten < 1250 mit den Varianten A und C und für alle drei Monolithen, dass diese Netzwerke als wasserdurchlässig eingestuft werden können.

Eine weitere Möglichkeit, die Schätzung der Porosität zu überprüfen, wäre eine tiefenstufenabhängige Vorgehensweise. So gäbe es mehr Vergleichsdaten. Diese Berechnungen waren im zeitlichen Rahmen der Arbeit aber nicht mehr möglich. Zudem ist fraglich, ob ein Vergleich zwischen „Stechzylinder-Tiefenstufe“ und „Monolithen-Tiefenstufe“ für diese Art der Validierung überhaupt geeignet ist. Vielmehr sollten die Proben für das MSO-Verfahren dann aus unmittelbarer Nachbarschaft des Monolithen oder noch besser aus diesem selbst stammen. Bei einem größeren Probenumfang könnte so auch getestet

werden, ob insgesamt Variante A oder Variante C bessere Schätzungen erzielen und wodurch Abweichungen vom MSO-Ergebnis eventuell verursacht sein könnten.

Abschließend soll hier noch erwähnt werden, dass es für SEW16 auffällige Abweichungen zwischen den berechneten Grauwertverteilungen und der über das MSO-Verfahren ermittelten Makroporosität gibt. So besitzt der Monolith SEW16 die höchste Makroporosität, gleichzeitig aber die kleinsten Anteile niedriger Grauwerte. Es wäre zu erwarten gewesen, dass sich der hohe Anteil an Makroporen in entsprechend hohen Anteilen mit niedrigen Grauwerten (z.B. <650) widerspiegelt. Dies ist nicht der Fall. Ein Vergleich der pF-Kurven für die drei Versuchs-Plots (Abbildung 25) zeigt, dass die Kurven für SEW16 im Bereich $pF=0$ bis $pF=1,8$ steil abfallen, für SEW48 und SEW49 dagegen bis $pF=1$ beinahe konstant bleiben. Dies zeigt im Vergleich, dass die Makroporosität von SEW16 von einem relativ großen Anteil an Makroporen mit großen Durchmessern verursacht wird. Dies bedeutet aber, dass diese „großen“ Makroporen erst recht in den CT-Aufnahmen erkennbar sein müssten. Andererseits könnte das Fehlen der entsprechenden Anteile mit niedrigen Grauwerten die gleiche Ursache haben, wie bereits in Kapitel 4.2 „Bewertung der Ergebnisse der CT-Bildanalyse“ diskutiert. So hängen große Makroporen auch mit einer groben Körnung zusammen, welche aber aufgrund der Bildauflösung und der Anwendung des Median-Filters fehlerhaft wiedergegeben werden könnte.

4.3 Schlussfolgerung

Zusammenfassend betrachtet kann das CT-Gerät der FVA durchaus verwendet werden um Böden auf ihre hydrologischen Eigenschaften zu untersuchen. Große Vorteile sind die Isotropie der Voxel, die Lückenlosigkeit der Aufnahmen in z-Richtung und die automatische Korrektur des Ringartefakts. Tatsächlich werden häufig CT-Aufnahmen mit Voxeln mit starker Anisotropie verwendet. So haben Voxel z.B. Abmessungen von 0,234 mm x 0,234 mm x 2 mm (Luo et al., 2000a) oder 0,4 mm x 0,4 mm x 2 mm (Pierret et al., 2002). Bei Pierret et al. (2002) wurden die Aufnahmen zudem in einem Abstand von 3 mm gemacht, wodurch eine Lücke von 1 mm zwischen den Aufnahmen entstand. Anisotropie von Voxeln sowie Lücken zwischen den Aufnahmen (z-Richtung) erfordern zusätzliche Umwandlungsschritte in der Bildbearbeitung, besonders, wenn die identifizierten Strukturen über mathematische Morphologie und unter Verwendung der euklidischen Distanz analysiert werden sollen. Zwar wurde dieses Verfahren hier nicht angewendet, könnte aber durchaus auf die hier rekonstruierten Netzwerke übertragen werden. Damit könnten z.B. die Verzweigungsintensität und die Tortuosität von Netzwerken bestimmt werden. Dies wiederum wäre hilfreich um auf die Leitfähigkeit der rekonstruierten Netzwerke schließen zu können.

Aufgrund der groben Auflösung der hier verwendeten CT-Aufnahmen ist es nicht möglich, einzelne Poren, einzelne Körner oder auch Bodenaggregate darzustellen. Dennoch können auf makroskopischer Ebene Netzwerke gebildet und hinsichtlich ihrer Porosität eingeschätzt werden. Dies ermöglicht eine indirekte Beschreibung des Verlaufs von Poren mit einer bestimmten Durchmesser-Verteilung.

Inwiefern die Einschätzung der hier rekonstruierten Netzwerke bezüglich ihrer Rolle als präferentielle Fließwege zutrifft, muss mit zusätzlichen Verfahren geprüft werden (s. Kapitel 4.4 „Weiterer Forschungsbedarf“). Rein technisch ist es aber möglich, Bereiche verschiedener Porositäten zu identifizieren und zu quantifizieren.

4.4 Weiterer Forschungsbedarf

Um Beziehungen zwischen Grauwerten und Porositäten sowie zwischen Grauwertverteilung und Infiltrationsverhalten besser abschätzen zu können, sollten Inflow-Outflow-Versuche an den Monolithen selbst durchgeführt werden. So kann z.B. unter Verwendung eines konventionellen Tracers dessen Durchflusskurve gemessen und so auf das Vorhandensein präferenzieller Fließwege, deren Porenvolumen sowie die durch sie gewährleistete Fließgeschwindigkeit geschlossen werden. Diese Ergebnisse könnten dann direkt mit den identifizierten Netzwerken, ihrer geschätzten Porosität und ihrer räumlichen Anordnung verglichen werden.

Durch die Anwendung von Brilliant Blue in den Monolithen könnte die Tracerverteilung direkt mit der räumlichen Grauwertverteilung verglichen werden. Der Monolith muss nach der „Beregnung“ schichtenweise zerlegt und abfotografiert werden. Diese horizontalen Fotos können dann mit den CT-Aufnahmen aus der entsprechenden Tiefe verglichen werden. Dabei hängt das Ergebnis allerdings stark von der Beregnungsmenge und -intensität ab, wie Císlerová & Votrubová (2002) andeuten. Die Versuchsdurchführung muss daher sorgfältig geplant werden, da eine Wiederholung nicht möglich ist.

Für die Einschätzung der Auswirkung unterschiedlicher Korngrößen auf die CT-Werte, wird empfohlen, definierte Prüfkörper zu scannen. So könnte z.B. untersucht werden, ob Objekte desselben Substrats bei unterschiedlichen, aber bekannten Korngrößenzusammensetzungen eine lineare Beziehung zwischen mittlerem Grauwert und Lagerungsdichte aufweisen, oder ob es unter Abhängigkeit der Korngröße Abweichungen von dieser Kurve gibt. Somit müsste die Umrechnung des Grauwerts in die Dichte und somit die Porosität an unterschiedliche Korngrößen angepasst werden.

Werden Steine definierter Geometrie (sofern es möglich ist, diese zu vermessen) in einer Matrix aus bekanntem Substrat gescannt, könnte dies zeigen, inwiefern ihre Geometrie und ihre Dimensionen durch den Partialvolumeneffekt verfälscht werden. Genauso könnte mit präparierten Makroporen mit verschiedenen Durchmessern deren Nachweisbarkeit überprüft werden. Mit einer Bandbreite verschiedener Tests dieser Art sollte es möglich sein, den Umgang mit verschiedenen Phänomenen in den CT-Bildern, wie dem Partialvolumeneffekt, zu erleichtern.

Rein methodisch sollte überprüft werden, ob eine 3D-basierte Herangehensweise zu anderen Ergebnissen führt als die in der Routine verwendete 2D-basierte Auswertung. So sollte sich z.B. ein Filtervorgang mit einem 3D-Kernel in einem 3D-Objekt bzw. in dem gesamten Bilderstapel anders auswirken, als wenn dieses Filterelement lediglich im 2D-Format die Bilder separat bearbeitet. Allein die Anpassung des Filtervorgangs von 2D auf 3D könnte einen Einfluss haben auf alle folgenden Bearbeitungsschritte der Routine.

Momentan gibt es nur wenige mit einander vergleichbare Studien. Das macht es schwer, Vergleichswerte zu finden, die eine Einordnung und Plausibilisierung der gewonnenen Ergebnisse ermöglichen. Es sollten daher mehr Untersuchungen vor allem in Bezug auf heterogene, natürliche Böden durchgeführt werden.

5 Literaturverzeichnis

- Bachmair, S.; Weiler, M.; Nützmann, G. (2009): Controls of land use and soil structure on water movement: Lessons for pollutant transfer through the unsaturated zone. *Journal of Hydrology* 369 (3-4), S. 241–252.
- Baumgartner, R. (2014): mündliche Mitteilung; FVA Freiburg.
- Bayer, A.; Vogel, H.-J.; Roth, K. (2004): Direct measurement of the soil water retention curve using X-ray absorption. *Hydrology and Earth System Science* 8 (1), S. 2–7.
- Capowiez, Y.; Pierret, A.; Daniel, O.; Monistiez, P.; Kretschmar, A. (1998): 3D skeleton reconstructions of natural earthworm burrow systems using CAT scan images of soil cores. *Biology and Fertility of Soils* (27), S. 51–59.
- Císlarová, M.; Votrubová, J. (2002): CT derived porosity distribution and flow domains. *Journal of Hydrology* 267 (3-4), S. 186–200.
- Clausnitzer, V.; Hopmans, J. W. (2000): Pore-scale measurements of solute breakthrough using micro-focus X-ray computed tomography. *Water Resources Research* 36 (8), S. 2067–2079.
- Cnudde, V.; Masschaele, B.; Dierick, M.; Vlassenbroeck, J.; van Hoorebeke, L.; Jacobs, P. (2006): Recent progress in X-ray CT as a geosciences tool. *Applied Geochemistry* 21 (5), S. 826–832.
- Davie, T. (2008): Fundamentals of Hydrology. 2. Aufl., Routledge: London, New York, 200 S.
- Duchesne, M. J.; Moore, F.; Long, B. F.; Labrie, J. (2009): A rapid method for converting medical Computed Tomography scanner topogram attenuation scale to Hounsfield Unit scale and to obtain relative density values. *Engineering Geology* 103 (3-4), S. 100–105.
- Elliot, T. R.; Reynolds, W. D.; Heck, R. J. (2010): Use of existing pore models and X-ray computed tomography to predict saturated soil hydraulic conductivity. *Geoderma* 156 (3-4), S. 133–142.
- Gimbel, K. (2014): mündliche Mitteilung; Universität Freiburg, Professur für Hydrologie.
- Gisi, U. (1997): Bodenökologie. 2., neu bearb. und erw. Aufl., Thieme: Stuttgart [u.a.], 351 S.
- ITT Visual Information Solutions (2009): Image Processing. ITT Visual Information Solutions, 300 S.
- Kasteel, R.; Vogel, H.-J.; Roth, K. (2000): From local hydraulic properties to effective transport in soil. *European Journal of Soil Science* 51 (1), S. 81–91.

- Ketcham, R. A.; Carlson, W. D. (2001): Acquisition, optimization and interpretation of X-ray computed tomographic imagery: applications to the geosciences. *Computers & Geosciences* 27 (4), S. 381-400.
- Klößner, P. (2012): Bestimmung der Porosität von Bodenproben aus der Schwäbischen Alb mit Hilfe von computertomographischen Messungen. Bachelor-Arbeit im Fach Umweltnaturwissenschaften. Albert-Ludwigs-Universität Freiburg, 73 S.
- Lehmann, P.; Wyss, P.; Flisch, A.; Lehmann, E.; Vontobel, P.; Krafczyk, M.; Kaestner, A.; Beckmann, F.; Gygi, A.; Flühler, H. (2006): Tomographical Imaging and Mathematical Description of Porous Media Used for the Prediction of Fluid Distribution. *Vadose Zone Journal* 5 (1), S. 80-97.
- Luo, L.; Lin, H.; Halleck, P. (2008): Quantifying Soil Structure and Preferential Flow in Intact Soil Using X-ray Computed Tomography. *Soil Science Society of America Journal* 72 (4), S. 1058-1069
- Luo, L.; Lin, H.; Li, S. (2010a): Quantification of 3-D soil macropore networks in different soil types and land uses using computed tomography. *Journal of Hydrology* 393 (1-2), S. 53–64.
- Luo, L.; Lin, H.; Schmidt, J. (2010b): Quantitative Relationships between Soil Macropore Characteristics and Preferential Flow and Transport. *Soil Science Society of America Journal* 74 (6), S. 1929.
- Pal, N. R.; Pal, S. K. (1993): A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition* 26 (9), S. 1277–1294.
- Perret, J.; Prasher, S. O.; Kantzas, A.; Langford, C. (1999): Three-Dimensional Quantification of Macropore Networks in Undisturbed Soil Cores. *Soil Science Society of America Journal* (63), S. 1530–1543.
- Pierret, A.; Capowiez, Y.; Belzunces, L.; Moran, C. J. (2002): 3D reconstruction and quantification of macropores using X-ray computed tomography and image analysis. *Geoderma* 106 (3-4), S. 247–271.
- Pierret, A.; Capowiez, Y.; Moran, C. J.; Kretschmar, A. (1999): X-ray computed tomography to quantify tree rooting spatial distributions. *Geoderma* 90 (3-4), S. 307–326.
- Puhlmann, H.; von Wilpert, K. (2012): Pedotransfer functions for water retention and unsaturated hydraulic conductivity of forest soils. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 175 (2), S. 221–235.

- Puhlmann, H.; von Wilpert, K.; Lukes, M.; Dröge, W. (2009): Multistep outflow experiments to derive a soil hydraulic database for forest soils. *European Journal of Soil Science* 60 (5), S. 792–806.
- Research Systems, Inc (1997): IDL Basics. Research Systems, Incorporated, 94 S.
- Research Systems, Inc (2000): IDL Reference Guide. Research Systems, Incorporated, 2580 S.
- Scheffer, F.; Schachtschabel, P. (2010): Lehrbuch der Bodenkunde. 16. Auflage, Spektrum Akademischer Verlag: Heidelberg, 570 S.
- Vogel, H.-J. (2002): Topological Characterization of Porous Media. *Lecture Notes in Physics* (600), S. 75–92.
- Vogel, H.-J.; Weller, U.; Schlüter, S. (2010): Quantification of soil structure based on Minkowski functions. *Computers & Geosciences* 36 (10), S. 1236–1245.
- Weibel, E. R. (1979): Stereological Methods, Vol. 1: Practical Methods for Biological Morphometry. *Academic Press, London*.
- Weiler, M. (2001): Mechanisms controlling macropore flow during infiltration – Dye tracer experiments and simulations. Zürich, Schweiz, 151 S.
- Weiler, M.; Flühler, H. (2004): Inferring flow types from dye patterns in macroporous soils. *Geoderma* 120 (1-2), S. 137–153.
- Wildenschild, D.; Vaz, C. M. P.; Rivers, M. L.; Rikard, D.; Christensen, B. S. B. (2002): Using X-ray computed tomography in hydrology: systems, resolutions, and limitations. *Journal of Hydrology* 267 (3-4), S. 285–297.
- Wirjadi, O. (2007): Survey of 3d image segmentation methods. Berichte des Fraunhofer-Institut für Techno- und Wirtschaftsmathematik ITWM, Nr. 123, 29 S.

Internetquellen:

- URL1:** <http://www.biodiversity-exploratories.de/exploratorien/>
- URL2:** <http://www.schorfheide-chorin.de/texte/seite.php?id=108640>
- URL3:** <http://www.biodiversity-exploratories.de/exploratorien/schorfheide/gebietsbeschreibung/>
- URL4:** <http://www.biodiversity-exploratories.de/projekte/weitere-projekte/stoffkreislaeufe/bedry/>
- URL5:** <http://www.uni-ulm.de/nawi/bio3/ayasse/research/current-projects/biodiversitaets-exploratorium-schwaebische-alb.html?print=1>

6 Anhang

Anhang A – Ergebnisse der Berechnungsversuche mit Brilliant Blue im Jahr 2012

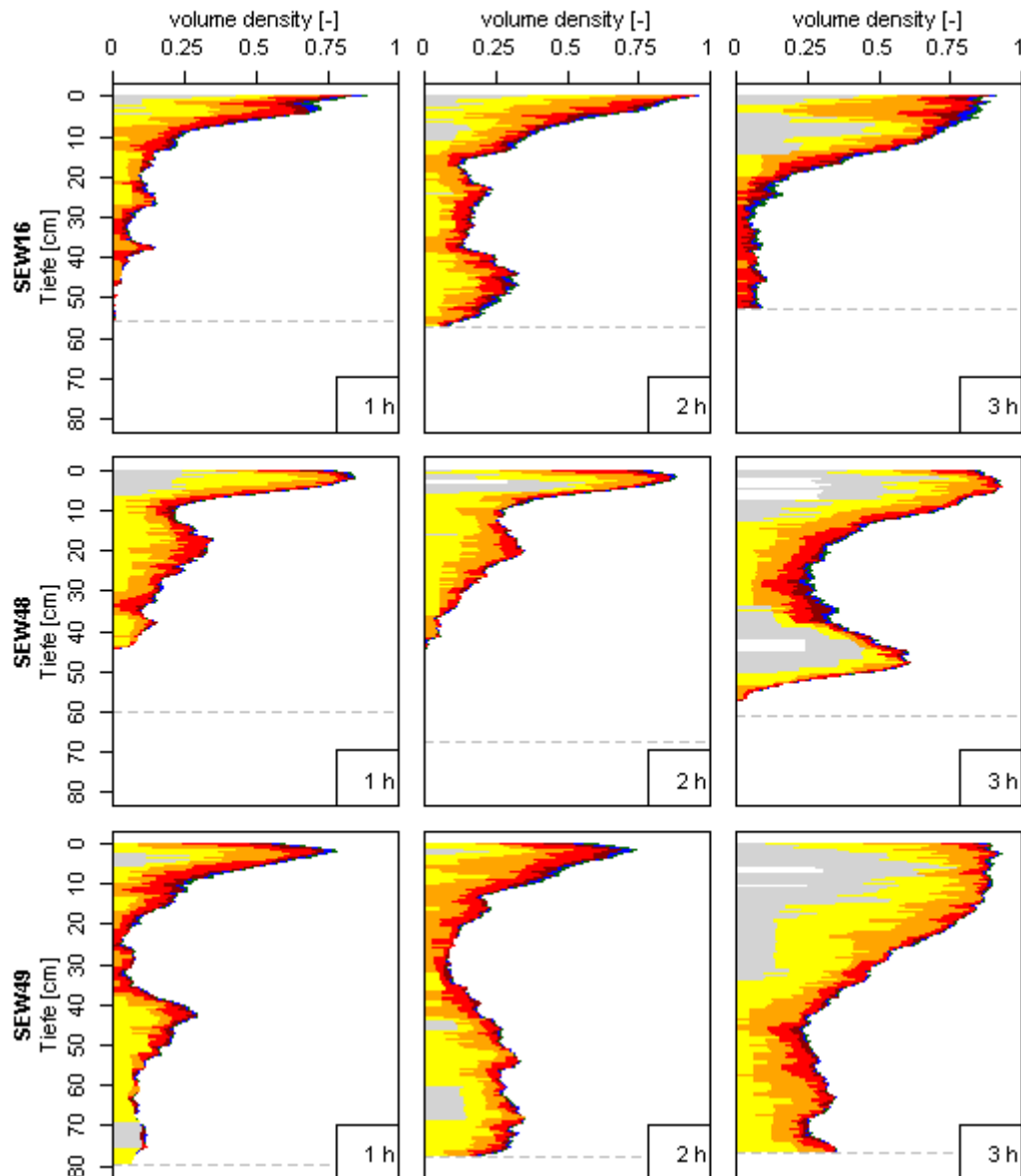


Abbildung 44: Volume Density [-] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Farblich differenziert sind die Anteile der acht Klassen der SPW; die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe.

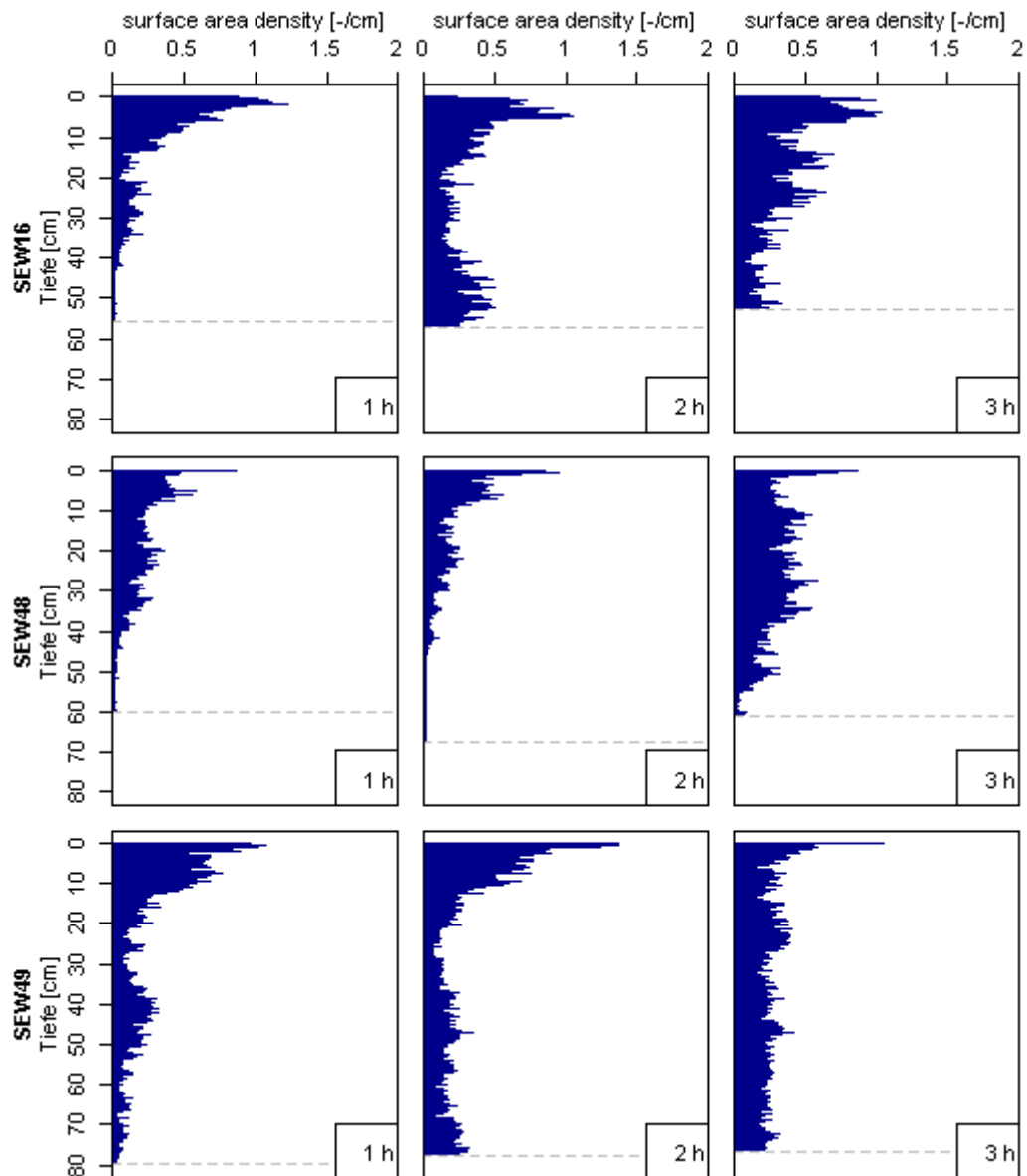
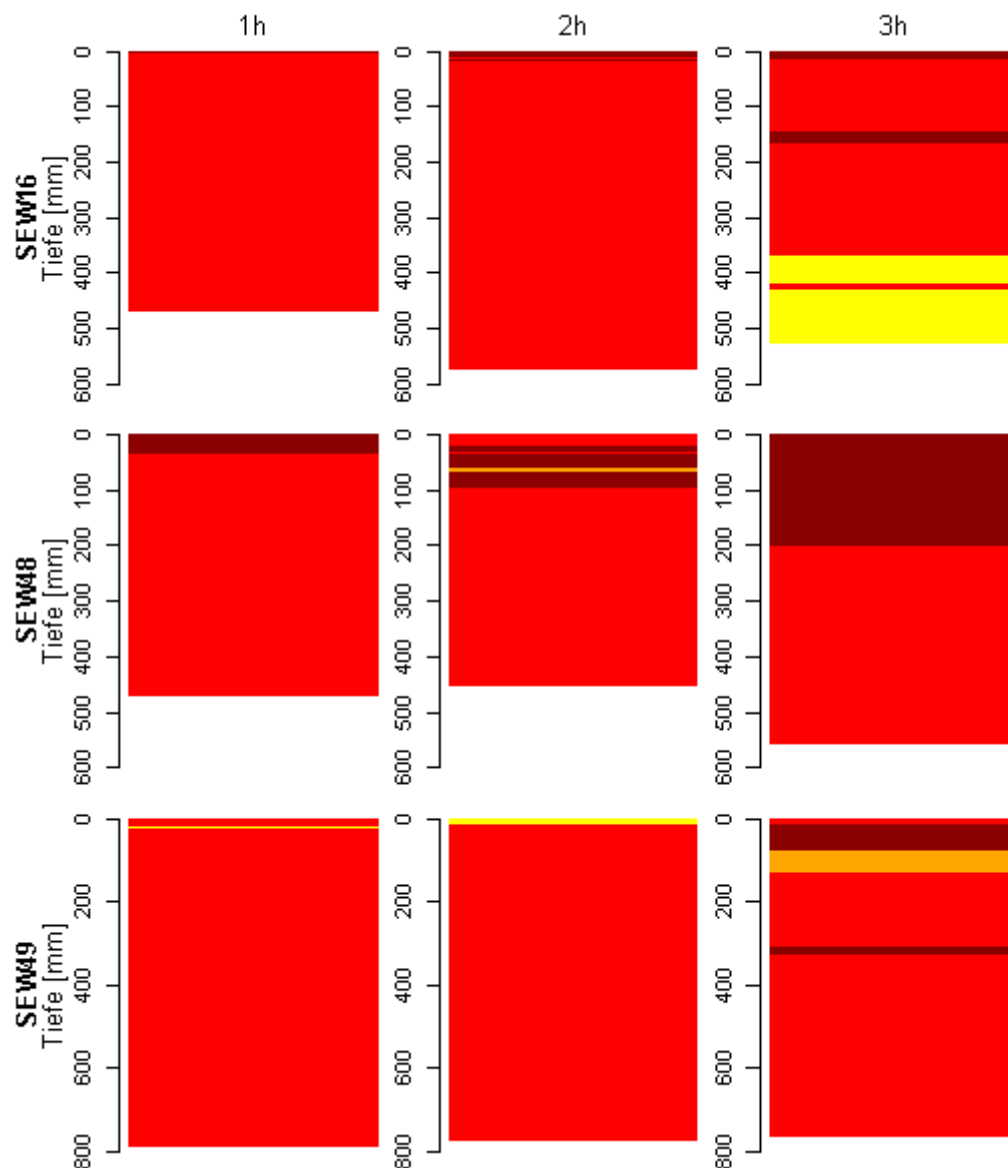


Abbildung 45: Surface Area Density [-/cm] für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [cm]. Die Tiefe der gestrichelten waagrechten Linie entspricht der jeweiligen Profiltiefe.



- ☐ Makroporenfluss, low interaction
- ☐ Makroporenfluss, mixed interaction
- ☐ Makroporenfluss, high interaction
- ☐ heterogener Matrixfluss
- ☐ homogener Matrixfluss

Abbildung 46: Fließtypen für alle drei Berechnungsplots und jede Berechnungsdauer (1h, 2h, 3h) über die Tiefe [mm].

Anhang B – Digitaler Anhang

BB_Berechnungsversuch:

Falschfarbenbilder, die durch die Bearbeitung der Profilaufnahmen in der IDL-Routine entstanden. Sie bilden die Grundlage für die Berechnung der VD und SD.

Je Jahr und Plot ein Unterverzeichnis (SEW16, SEW48, SEW49, sowohl 2011 als auch 2012)

Anhang C – Digitaler Anhang

CT_Bildauswertung:

Programmiercodes der in dieser Arbeit entwickelten CT-Bildbearbeitungsroutine. Sowohl IDL- als auch R-Codes sind zusätzlich als .txt-Dateien abgelegt. Ein Flussdiagramm gibt einen Überblick über die Reihenfolge, in der die einzelnen IDL-Dateien anzuwenden sind. Die Inputdateien (16bit Bilder, 360x360 Pixel) sind beigelegt.