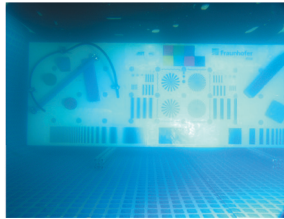
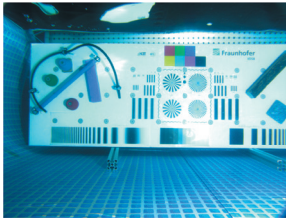


Thomas Stephan

Beitrag zur Unterwasserbildrestauration



Schriftenreihe Automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung | Band 9

Thomas Stephan

Beitrag zur Unterwasserbildrestauration

Schriftenreihe Automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung
Band 9

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyerer

Lehrstuhl für Interaktive Echtzeitsysteme
am Karlsruher Institut für Technologie

Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik
und Bildauswertung IOSB

Beitrag zur Unterwasserbildrestauration

von
Thomas Stephan

Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
Fakultät für Informatik
Tag der mündlichen Prüfung: 19. Juli 2016

Impressum



Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
KIT Scientific Publishing
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe

KIT Scientific Publishing is a registered trademark of Karlsruhe
Institute of Technology. Reprint using the book cover is not allowed.

www.ksp.kit.edu



*This document – excluding the cover, pictures and graphs – is licensed
under the Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 DE License
(CC BY-SA 3.0 DE): <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/de/>*



*The cover page is licensed under the Creative Commons
Attribution-No Derivatives 3.0 DE License (CC BY-ND 3.0 DE):
<http://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/de/>*

Print on Demand 2017 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1866-5934

ISBN 978-3-7315-0579-2

DOI: 10.5445/KSP/1000058567

Beitrag zur Unterwasser- bildrestauration

zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften

der Fakultät für Informatik
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

Thomas Stephan

aus Pforzheim

Tag der mündlichen Prüfung:	19.07.2016
Erster Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyerer
Zweiter Gutachter:	Prof. Dr. rer. nat. Bernd Jähne

Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Interaktive Echtzeitsysteme des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) in enger Kooperation mit der Abteilung Mess-, Regelungs-, und Diagnosesysteme des Fraunhofer-Instituts für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung (IOSB).

An dieser Stelle möchte ich all denjenigen Personen Dank entgegenbringen, die mich während der Anfertigung dieser Arbeit unterstützt und motiviert haben und ohne deren Mithilfe diese Dissertation niemals zustande gekommen wäre.

Mein Dank gilt zunächst meinem Doktorvater Herrn Professor Dr.-Ing. Jürgen Beyerer für die Betreuung meiner Arbeit, seine Förderung und die zahlreichen wissenschaftlichen Gespräche und Anregungen. Herrn Professor Dr. Bernd Jähne danke ich für die freundliche Übernahme des Korreferats und sein Interesse an meiner Arbeit.

Besonders bedanken möchte ich mich bei meinen Arbeitskollegen, die mich mit anregenden fachlichen Diskussionen unterstützten und bei den von mir betreuten Studenten, die einen wichtigen Beitrag zu dieser Arbeit geleistet haben. Einen herzlichen Dank möchte ich meinem ehemaligen Büronachbarn

Peter Frühberger sowie meinen Kollegen Mathias Ziebarth und Christian Kühnert für die vielen Ratschläge, die wertvollen Gespräche in freundschaftlicher Arbeitsatmosphäre und die moralische Unterstützung aussprechen.

Ich bedanke mich auch bei meiner Freundin, meinem Bruder, meinen Eltern und meinen Verwandten für ihre fortwährende Unterstützung während dieser Zeit, ihr Interesse an meiner Arbeit und die vielen ermutigenden Worte.

Thomas Stephan

Kurzzusammenfassung

Die Meere der Welt und andere Gewässer geraten zunehmend in den Fokus von Wirtschaft und Wissenschaft. Die zukünftige Nahrungsmittelproduktion, der Rohstoffabbau und die Nutzung der Gewässer für die Erweiterung der Infrastruktur erfordern bildgebende Verfahren zur Exploration und Inspektion unter Wasser. Dabei spielt optische Bildgebung eine wesentliche Rolle. Diese hat jedoch einen entscheidenden Nachteil: Die gewonnenen Unterwasserbilder besitzen meist eine schlechte Bildqualität, da diese meist von Farbverschiebungen, Unschärfe und einem milchig trüben Erscheinungsbild geprägt sind. Diese Bildverschlechterungen erschweren die Bildauswertung. Hinzu kommt, dass diese Qualitätseinbußen sehr stark von den unterschiedlichen optischen Eigenschaften der verschiedenen Gewässern abhängen.

In dieser Arbeit, die am Karlsruher Institut für Technologie in enger Kooperation mit dem Fraunhofer IOSB entstanden ist, wird eine problemspezifische, physikalische Modellierung des Bildgewinnungsprozesses unter Wasser basierend auf den Rendergleichungen der Computergraphik hergeleitet. Mittels dieser Modellierung lassen sich die unter Wasser entstehenden Bildartefakte mathematisch als affine Transformation beschreiben. Darauf aufbauend wird ein Bildrestaurationsansatz vorgestellt, der die Bildverschlechterungsprozesse invertiert. Dabei wird die Invertierung mittels einer Regularisierung stabilisiert. Es werden Techniken der blinden Bildrestoration angewendet,

um die Restauration von Bildinhalten zu ermöglichen, auch wenn nur ungenaues Wissen über die optischen Eigenschaften des Wassers vorhanden ist.

Die Verifikation des Bildentstehungsmodells findet anhand einer Versuchsreihe statt, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurde. Dabei werden mittels des Modells prädizierte optische Abbildungseigenschaften in den Testdaten nachgewiesen. Die Evaluation der Bildrestauration findet ebenfalls auf diesen Testdaten statt.

Für die Unterwasserbildgewinnung steht damit ein generisches Modell zur Verfügung, das in der Lage ist, für die unterschiedlichsten Aufnahmebedingungen den Bildentstehungsprozess mathematisch zu beschreiben. Damit können im Vorfeld der Bildaufnahme optische Abbildungseigenschaften berechnet werden. Mit der entwickelten Bildrestauration kann für verschiedenste Aufnahmekonstellationen und Wassereigenschaften die Bildqualität deutlich gesteigert werden.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	i
Kurzzusammenfassung	iii
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Bildgebung unter Wasser	4
1.3 Problemstellung	5
1.4 Lösungsansatz	7
1.5 Wissenschaftliche Beiträge	8
1.6 Gliederung	10
2 Stand der Forschung	13
2.1 Strahlentransport	13
2.1.1 Pioniere des Strahlentransportes	14
2.1.2 Modelle der Bildentstehung	14
2.1.3 Sichtweite unter Wasser	15
2.1.4 Streuende Medien in der Computergraphik	16
2.2 Bildgewinnung unter Wasser	16
2.2.1 Stereo	17
2.2.2 Polarisationsmethoden	18
2.2.3 Weitere Verfahren zur Bildgewinnung	18

2.3	Unterwasser-Bildverarbeitung	19
2.3.1	Dehazing	19
2.3.2	Bildrestauration	20
2.3.3	Weitere Bildverbesserungsmethoden	20
2.4	Allgemeine Bildrestauration	21
2.5	Anwendungen der Unterwasserbildverarbeitung	22
2.6	Zusammenfassung	23
3	Modellierung des Strahlentransports	27
3.1	Radiometrische Größen	28
3.1.1	Geometrische Grundlagen	29
3.1.2	Strahlungsfluss	35
3.1.3	Strahlstärke und Bestrahlungsstärke	36
3.1.4	Strahldichte	37
3.2	Interaktion von Licht	39
3.2.1	Reflexion	39
3.2.2	Refraktion	42
3.2.3	Absorption	43
3.2.4	Streuung	46
3.2.5	Dämpfung und optische Dicke	50
3.3	Strahlentransportgleichung	52
3.4	Computergraphik	54
3.4.1	Rendergleichungen	55
3.5	Zusammenfassung	57
4	Modellierung der Bildentstehung	59
4.1	Kameramodelle	60
4.1.1	Parametrierung der Sensorfläche	60
4.1.2	Lochkameramodelle	62
4.1.3	Standardkameramodell	67
4.2	Oberflächenparametrisierung	68
4.3	Modellierung einer Punktlichtquelle	70
4.4	Modellierung der optischen Eigenschaften von Wasser	73
4.5	Single-Scattering Modell	75
4.5.1	Direkte Komponente	77
4.5.2	Vorwärtsstreuikomponente	84
4.5.3	Rückstreuikomponente	92
4.6	Zusammenfassung	96

5	Diskussion des Modells	97
5.1	Bedeutung der einzelnen Komponenten	98
5.1.1	Einfluss der direkten Komponente	98
5.1.2	Einfluss der VorwärtsstreuKomponente	99
5.1.3	Einfluss der RückstreuKomponente	100
5.1.4	Gewichtung der einzelnen Komponenten	100
5.2	Gültigkeit des Single-Scattering Modells	105
5.2.1	Wahrscheinlichkeit von Streueignissen	105
5.3	Formhaltung der Vorwärtsverteilungsfunktion	109
5.4	Affines Bildentstehungsmodell	111
5.4.1	PSE, OTF und MTF	113
5.5	Sichtweiten unter Wasser	114
5.5.1	Reichweitenmodellierung	115
5.6	Zusammenfassung	116
6	Bildrestauration von Unterwasser-Bildern	117
6.1	Schlecht gestellte inverse Probleme	120
6.2	Regularisierung in der Bildverarbeitung	123
6.2.1	Darstellung der inversen Matrix mittels Singulärwertzerlegung	124
6.2.2	Probabilistische Herangehensweise an die Regularisierung	126
6.2.3	Formulierung der Regularisierung als Minimierungsverfahren	129
6.2.4	Lösungsverfahren	130
6.2.5	Blinde Bildrestauration	135
6.3	Unterwasserbildrestauration	137
6.3.1	Herausforderungen der Unterwasserbildrestauration	137
6.3.2	Voraussetzungen der Unterwasserbildrestauration	139
6.3.3	Ansatz	140
6.3.4	Minimierung bezüglich des Signals	143
6.3.5	Minimierung bezüglich des Modells	148
6.4	Zusammenfassung	151
7	Experimente und Ergebnisse	153
7.1	Versuchsaufbau und -durchführung	154
7.1.1	Modulares Bildgewinnungssystem	154
7.1.2	Testaufbau	157

7.1.3	Bilddaten	160
7.2	Schätzung der Wassereigenschaften	164
7.3	Verifikation des Modells	166
7.4	Validierung der Bildrestauration	169
7.5	Restauration eines Farbkanals	170
7.6	Restauration bei teilweise unbekanntem Wassereigenschaften	173
7.7	Variation der Regularisierungsparameter	177
7.8	Vergleich mit anderen Bild- restaurationsalgorithmen	178
7.8.1	Klassische Tikhonov-Philipps-Regularisierung und TSVD	179
7.8.2	Steepest-Descent, Levenberg-Marquardt und Landweber	181
7.8.3	Total-Variation	181
7.8.4	Weiteres Beispiel	181
7.9	Zusammenfassung	188
8	Zusammenfassung	189
8.1	Ausblick	190
8.1.1	Weiterführende Arbeiten	190
8.1.2	Ansatz zur erweiterten Bildrestauration	192

Symbolverzeichnis

Generelle Notationsvereinbarungen

x, y, \dots	Skalare (kursiv, Kleinbuchstaben)
$\mathbf{x}, \boldsymbol{\alpha}, \dots$	Vektoren (kursiv, fett, Kleinbuchstaben)
$\mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$	Matrizen (fett, Großbuchstaben)
$\mathcal{A}, \mathcal{B}, \dots$	Mengen (kalligrafisch, Großbuchstaben)
i, j, \dots	Indizes (kursiv, Kleinbuchstaben)
M, N, \dots	Kardinalitäten (kursiv, Großbuchstaben)
$a(\cdot), A(\cdot),$ $\alpha(\cdot), \dots$	Funktionen
A, B, \dots	Fouriertransformierte Signale (serifenlos, Großbuchstaben)

Operatoren und allgemeine Funktionen

$\ \cdot\ $	Vektornorm
$\ \cdot\ _2$	L^2 -Norm

$\ \cdot\ _1$	L^1 -Norm
$ \cdot , a $	Absolutwert eines Skalars
$ \cdot , \mathbf{A} $	Determinante einer Matrix
$\lfloor \cdot \rfloor$	Gaußklammer bzw. Abrundungsfunktion
$*$	Faltungsoperator
$**$	Faltungsoperator für zweidimensionale Signale
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	Standardskalarprodukt
$\bar{\cdot}, \bar{\mathbf{a}}$	Normalisierungoperator für Vektoren
$\mathbf{a}^\top, \mathbf{A}^\top$	Transponierte von \mathbf{a} bzw. \mathbf{A}
a^*	Komplexe Konjugation von a
\mathbf{A}^*	Hermitesch transponierte Matrix von \mathbf{A}
$\mathcal{F}\{a(\cdot)\},$ $\mathcal{F}\{\mathbf{a}\}$	Fouriertransformation von $a(\cdot)$ bzw. diskrete Fouriertransformation von \mathbf{a}
$\frac{df}{dx}$	Ableitung einer Funktion f nach x
$\frac{\partial f}{\partial x}$	Partielle Ableitung einer Funktion f nach x
∇	Nabla-Operator $\nabla = (\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial z})^\top$
$[\mathbf{s}]_k, s_k$	k -tes Element des Vektors \mathbf{s}
$\delta(\cdot)$	Delta-Dirac-Distribution
δ_{ij}	Kronecker-Symbol
$\ln(\cdot)$	Natürlicher Logarithmus

Spezielle Mengen

\mathbb{C}	Menge der komplexen Zahlen
--------------	----------------------------

\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
\mathbb{Z}	Menge der ganzen Zahlen
\mathbb{N}	Menge der natürlichen Zahlen
\mathcal{S}^2	Einheitssphäre
\mathcal{S}_x^2	Einheitssphäre um \mathbf{x} verschoben
\mathcal{Z}	Menge der Oberflächenpunkte
\mathcal{O}	Menge der abgebildeten Oberflächenpunkte
\mathcal{U}	Menge der Punkte eines Pixels
\mathcal{A}, \mathcal{X}	Beliebige Flächen
\mathcal{A}	Sensorfläche
Ω	Hemisphäre
Ω^+	Hemisphäre ausgehender Richtungen (obere Hemisphäre)
Ω^-	Hemisphäre eingehender Richtungen (untere Hemisphäre)
\mathcal{G}	Menge aller Bilder
\mathcal{S}	Menge aller Signale

Vektoren im \mathbb{R}^2 und \mathbb{R}^3 (Punkte und Richtungen)

\mathbf{x}	Beliebiger Punkt des \mathbb{R}^3
\mathbf{r}, \mathbf{l}	Beliebige Richtung des \mathcal{S}^2
\mathbf{r}_{in}	Eingehende Richtung
\mathbf{r}_{out}	Ausgehende Richtung
\mathbf{n}	Normierter Normalenvektor

\mathbf{n}_z	Normierter Normalenvektor des Oberflächenpunktes \mathbf{z}
\mathbf{p}	Projektionszentrum der Kamera
ξ	Position des Punktlichts
\mathbf{z}	Oberflächenpunkt aus \mathcal{Z}
\mathbf{o}	Oberflächenpunkt der abgebildeten Oberfläche \mathcal{O}
$\mathbf{o}_{ij}, \mathbf{o}_k$	Indizierter Oberflächenpunkt
$\mathbf{u} = (u_1, u_2)^\top$	Pixelkoordinate
$\mathbf{u}_{ij}, \mathbf{u}_k$	Indizierte Pixelkoordinate

Radiometrie und Geometrie

Q	Energie
Φ	Strahlungsfluss
$\Phi_{\mathcal{A}}$	Auf die Fläche \mathcal{A} bezogener Strahlungsfluss
I	Strahlstärke
I_{in}	Eingehende Strahlstärke
I_{out}	Ausgehende Strahlstärke
I_{ξ}	Von der Lichtquelle ausgehende Strahlstärke
E	Bestrahlungsstärke
L	Strahldichte
L_{in}	Eingehende Strahldichte
L_{out}	Ausgehende Strahldichte
L_{emit}	Emittierte Strahldichte

α	Beliebiger Winkel
θ	Polarwinkel
ϕ	Azimutwinkel
s, τ	Strecke
ω	Raumwinkel
$\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$	Raumwinkel einer Fläche \mathcal{A} vom Punkt \mathbf{x} aus gesehen
$d(\cdot)$	Distanzfunktion
$\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$	Matrix der ersten Fundamentalform
w_{ij}	Element der Matrix der ersten Fundamentalform
$F_{\mathcal{A}}(\cdot)$	Flächenparametrisierung
$F_{\mathcal{O}}(\cdot)$	Oberflächenparametrisierung
$P_{\mathbf{p}, \mathcal{A}}(\cdot)$	Oberflächenprojektion
dQ	Differentielle Energie
$d\Phi$	Differentieller Strahlungsfluss
dI	Differentielle Strahlstärke
dE	Differentielle Bestrahlungsstärke
dL	Differentielle Strahldichte
dA	Differentielles Flächenelement
$dA_{\mathcal{A}}, dA_{\mathcal{O}}$	Differentielles Flächenelement bezogen auf eine spezielle Flächenparametrisierung
$dA(\mathbf{x})$	Differentielles Flächenelement mit der Koordinatenbezeichnung \mathbf{x}

$d\omega$	Differentielles Raumwinkelement
$d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})$	Differentielles Raumwinkelement bezüglich \mathbf{x} mit der Koordinatenbezeichnung \mathbf{r}
ds	Differentielles Streckenelement
dt	Differentielle Zeitspanne
Δt	Zeitspanne

Stochastik

$P(\cdot)$	Wahrscheinlichkeitsfunktion
$p(\cdot)$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
$E\{\cdot\}$	Erwartungswert
$\text{Erl}(\cdot)$	Erlangverteilung
σ_s^2	Varianz des Signals
σ_n^2	Varianz des Rauschens
\mathbf{R}_s	Kovarianzmatrix des Signals
\mathbf{R}_n	Kovarianzmatrix des Rauschens
T	Zufallsvariable der Pfadlänge
τ	Realisierung der Zufallsvariable der Pfadlänge
S	Zufallsvariable der Anzahl der Streuungen

Modellierung

$\rho(\cdot)$	Bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion (BRDF)
$\beta(\cdot)$	Volumenstreuungsfunktion (VSF)
$\tilde{\beta}(\cdot)$	Phasenfunktion

$\tilde{\beta}_{\text{Hen}}(\cdot)$	Henyey-Greenstein-Phasenfunktion
κ	Parameter der Henyey-Greenstein-Phasenfunktion
$a, a(\cdot)$	Absorptionskoeffizient
$b, b(\cdot)$	Streukoeffizient
$c, c(\cdot)$	Dämpfungskoeffizient
c_r, c_g, c_b	Dämpfungskoeffizient für einen Farbkanal
η	Brechungsindex
λ	Wellenlänge
ℓ	Optische Dicke
$\gamma(\mathcal{U}), \tilde{\gamma}(\mathbf{u})$	Modell
$\gamma^{\text{d}}(\mathcal{U}), \tilde{\gamma}^{\text{d}}(\mathbf{u})$	Direkte Komponente
$\gamma^{\text{f}}(\mathcal{U}), \tilde{\gamma}^{\text{f}}(\mathbf{u})$	Vorwärtsstreuikomponente
$\gamma^{\text{f}}(\mathcal{U}, \mathcal{U}'),$ $\tilde{\gamma}^{\text{f}}(\mathbf{u}, \mathbf{u}')$	Vorwärtsverteilungsfunktion
$\gamma^{\text{b}}(\mathcal{U})$	Rückstreuikomponente
$\tilde{\gamma}^{\text{b}}(\mathbf{u})$	Rückstreuikomponente
\mathbf{s}	Signal (Vektorform)
s_k	Indiziertes Element des Signals
\mathbf{b}	Rückstreuikomponente (Vektorform)
\mathbf{H}	Modellmatrix
\mathbf{H}^{d}	Matrix der direkten Komponente
h_k^{d}	Indiziertes Element der Matrix der direkten Komponente

\mathbf{H}^f	Matrix der Vorwärtsstreu-Komponente
h_k^f	Indiziertes Element der Matrix der Vorwärtsstreu-Komponente
\mathbf{h}	Faltungskern des Modells
$w(\cdot)$	Gewichtsfunktion der Vorwärtsverteilungsfunktion
\mathbf{W}	Gewichtsmatrix der Vorwärtsverteilungsfunktion

Bildrestauration

\mathbf{H}^+	Pseudoinverse der Modellmatrix
\mathbf{H}^*	Hermitesch transponierte Matrix der Modellmatrix
$\hat{\mathbf{H}}$	Schätzung der Modellmatrix
$\hat{\mathbf{h}}$	Schätzung des Faltungskerns
$\hat{\mathbf{s}}$	Restauriertes Signal
$\hat{\mathbf{s}}_\lambda$	Restauriertes Signal mit Bezug zu einem speziellen Regularisierungsparameter
\mathbf{D}_x	Gradientenoperator x -Richtung
\mathbf{D}_y	Gradientenoperator in y -Richtung
\mathbf{g}	Bild (Vektorform)
g_k	Indiziertes Bildelement
\mathbf{q}	Differenzbild $\mathbf{g} - \mathbf{b}$
ζ	Singulärwert
$C(\mathbf{s})$	Kostenfunktion
$\psi(\cdot)$	Allgemeine Datenfunktion
$\varphi(\cdot)$	Allgemeine Regularisierungsfunktion

$\varphi_{\mathbf{h}}(\cdot)$	Regularisierungsfunktion für das Modell
$\varphi_{\mathbf{s}}(\cdot)$	Regularisierungsfunktion für das Signal
$\mathfrak{R}_{\lambda}\{\cdot\}$	Bildrestauration
$\mathfrak{R}_{\lambda}^{\text{TV}}\{\cdot\}$	Total-Variation Bildrestauration
$\mathfrak{R}_{\lambda}^{\text{TSVD}}\{\cdot\}$	Truncated-Singular-Value-Decomposition Bildrestauration
$\mathfrak{R}_{\lambda}^{\text{T}}\{\cdot\}$	Klassische Tikhonov-Philipps Bildrestauration
$\mathfrak{R}_{\lambda}^{\text{TP}}\{\cdot\}$	Allgemeine Tikhonov-Philipps Bildrestauration
$\tilde{\mathbf{h}}$	Idealer Faltungskern
\tilde{h}_k	Indiziertes Element des idealen Faltungskerns
λ	Regularisierungsparameter
$\lambda_{\mathbf{h}}$	Regularisierungsparameter für das Modell
$\lambda_{\mathbf{s}}$	Regularisierungsparameter für das Signal
$\mathcal{L}(\cdot)$	Lagrange-Funktion
\mathbf{v}_i	Nebenbedingung
\mathbf{v}	Nebenbedingungen (Vektorform)
\mathbf{v}_x	Nebenbedingungen für die x -Achse (Vektorform)
\mathbf{v}_y	Nebenbedingungen für die y -Achse (Vektorform)
μ_i	Lagrange-Multiplikator
$\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\alpha}$	Lagrange-Multiplikatoren (Vektorform)
$\boldsymbol{\mu}_x, \boldsymbol{\alpha}_x$	Lagrange-Multiplikatoren für die x -Achse (Vektorform)
$\boldsymbol{\mu}_y, \boldsymbol{\alpha}_y$	Lagrange-Multiplikatoren für die y -Achse (Vektorform)

$f_{\text{LUT}}(\cdot)$	Lookup-Tabelle
H	Fouriertransformierte des Faltungskerns
H_f	Indiziertes Element der Fouriertransformierten des Faltungskerns
S	Fouriertransformierte des Signals
S_f	Indiziertes Element der Fouriertransformierten des Signals
G	Fouriertransformierte der Bilddaten
G_f	Indiziertes Element der Fouriertransformierten der Bilddaten
Q	Fouriertransformierte des Differenzbildes
Q_f	Indiziertes Element des fouriertransformierten Differenzbildes
\hat{S}	Bildrestauration im Fourierraum
A, A_x, A_y	Fouriertransformierte Lagrange-Multiplikatoren
$A_f, A_{x,f}, A_{y,f}$	Indiziertes Element der fouriertransformierten Lagrange-Multiplikatoren
V, V_x, V_y	Fouriertransformierte Nebenbedingungen
$V_f, V_{x,f}, V_{y,f}$	Indiziertes Element der fouriertransformierten Nebenbedingungen
D_x, D_y	Fouriertransformierte des Gradientenoperators
$D_{x,f}, D_{y,f}$	Indiziertes Element des fouriertransformierten Gradientenoperators
R^n	Leistungsdichtespektrum des Rauschens
R_f^n	Indiziertes Element des Leistungsdichtespektrums des Rauschens

R^S	Leistungsdichtespektrum des Signals
R_f^S	Indiziertes Element des Leistungsdichtespektrums des Signals

Indizes und Konstanten

m, n	Beliebige Indizes
i	Zeilenindex der Sensorpixel bzw. eines Bildsignals
j	Spaltenindex der Sensorpixel bzw. eines Bildsignals
k, l	Laufängenindizes der Sensorpixel bzw. eines Bildsignals
f	Laufängenindex eines fouriertransformierten Signals
κ	Index der Singulärwerte
M	Anzahl der Sensor- bzw. Bildzeilen
N	Anzahl der Sensor- bzw. Bildspalten
K_ζ	Anzahl der Singulärwerte

Einheiten

m	Meter
cm	Zentimeter
mm	Millimeter
μm	Mikrometer
nm	Nanometer
sr	Steradian (Pseudoeinheit)
px	Pixel (Pseudoeinheit)
l	Liter

ml	Milliliter
W	Watt
J	Joule
s	Sekunde
ms	Millisekunde

Abkürzungen

PSF	Punktspreizfunktion (engl. p oint s pread f unction)
MTF	Modulationsübertragungsfunktion (engl. m odulation t ransfer f unction)
OTF	Optische Übertragungsfunktion (engl. o ptical t ransfer f unction)
BRDF	Bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion (engl. b idirectional r eflectance d istribution f unction)
VSF	Volumenstreuungsfunktion (engl. v olume s cattering f unction)
RTE	Strahlentransportgleichung (engl. r adiative t ransfer e quation)
TV	Total-Variation
DFT	Diskrete Fouriertransformation
LSI	Linear-verschiebungsinvariant (engl. l inear s hift i nvariant)
CCD	Ladungsgekoppeltes Bauelement (engl. c harge- c oupled d evice)
TRM	Thermisches Reichweitenmodell (engl. t hermal r ange m odel)

1

Einleitung

In diesem Kapitel wird eine Einleitung in die Unterwasserbildgebung und -restauration gegeben. Beginnend soll die Themenstellung dieser Arbeit motiviert werden, um darzustellen, warum die Unterwasserbildgewinnung und -verarbeitung in naher Zukunft eine wachsende Rolle in der Wissenschaft und Technik spielen wird. Anschließend wird auf die Problemstellung eingegangen und der in dieser Arbeit erarbeitete Lösungsansatz vorgestellt. Abgeschlossen wird dieses Kapitel mit den Beiträgen dieser Arbeit zur Wissenschaft und einer Gliederung.

Motivation

1.1

Die Meere der Welt und andere Gewässer geraten zunehmend in den Fokus der Wirtschaft und der Wissenschaft. Immerhin 71% der Erdoberfläche sind von Meeren bedeckt, die aber weitestgehend – bis auf die Nutzung durch Warentransport und Fischerei – ungenutzt sind. Durch das globale Wirtschafts- und Bevölkerungswachstum rücken diese Gebiete jedoch zunehmend in den Fokus des Interesses.

Ein wichtiger Punkt für das steigende Interesse fällt in den Bereich der Ernährung der Weltbevölkerung. Um die weltweit steigende Nachfrage an Fisch zu befriedigen, reichen die klassischen Mittel der Fischerei nicht aus; heutzutage sind schon viele Fischgründe überfischt. Um die Ernährung der wachsenden Bevölkerung zu gewährleisten, müssen alternative Methoden der Fischproduktion gefunden werden. Eine geeignete Methode hierfür sind großflächig angelegte Aquakulturen (siehe Abbildung 1.1) innerhalb des Meeres. Hier werden Fische unter kontrollierten Bedingungen aufgezogen und später verwertet. Die Fütterung der Fischbestände und die Zugabe von Medikamenten müssen jedoch genauestens dosiert, überwacht und an die Fischmasse angepasst werden, um eine Verschmutzung und Eutrophierung der Gewässer zu verhindern. Die Techniken zur stetigen Prozessüberwachung sind noch heute Thema der Forschung und keineswegs ausgereifte Technologien.



Abbildung 1.1: Aufnahme einer sich in Chile befindlichen Lachsfarm [Bee09].

Die Nahrungsmittelproduktion ist nicht der einzige Grund des steigenden Interesses an den Weltmeeren. Auf bzw. unter den Böden der Ozeane liegen erhebliche Rohstoffvorkommen verborgen. Erdöl und Erdgas werden schon heute vom Meeresgrund gefördert. Die Verknappung der auf dem Land existierenden Rohstoffvorräte führt dazu, dass sich einige Unternehmen auf einen Abbau von Rohstoffen unter Wasser vorbereiten. Mangan, Kupfer, Kobalt, Molybdän, Lithium, Neodym und andere Metalle sind Bestandteile sogenannter Manganknollen (siehe Abbildung 1.2), die auf dem Meeresboden ruhen und oft angeführt werden, wenn es um den unterseeischen Rohstoffabbau geht. Aber auch andere Rohstoffe, wie z. B. Diamanten spielen eine Rolle. Große technische Hürden verhindern jedoch derzeit einen wirtschaftlich gewinnbringenden Abbau.



Abbildung 1.2: Aufnahme einer Manganknolle [St.14]. Diese enthalten nicht nur Mangan, sondern auch andere gefragte Metalle, wie Kupfer, Kobalt, Molybdän, Lithium und Neodym.

Infrastruktur auf und unter Wasser, wie z. B. Offshore-Windanlagen, Ölbohrplattformen, Gezeitenkraftwerke, Staumauern, Pipelines und Unterseekabel wird zunehmend eingesetzt, um die Gebiete verschiedener Gewässer zu nutzen. Dies zieht jedoch neben Herausforderungen bei der Errichtung dieser Infrastruktur auch Herausforderungen bei der lückenlosen Inspektion nach sich. Hier sind noch viele Fragestellungen offen, z. B. wie eine ausreichende Überwachung der baulichen Substanz gewährleistet werden kann.

1.2 | Bildgebung unter Wasser

Um den genannten Herausforderungen unter Wasser zu begegnen, ist eine geeignete Unterwassersensorik erforderlich. Für dieses Terrain werden zwei grundsätzlich verschiedene bildgebende Verfahren eingesetzt. Zum einen die akustische durch Sonar und zum anderen die optische Bildgewinnung durch Kameras. Beide Verfahren haben ihre Vor- und Nachteile.

Sonargeräte gibt es in den verschiedensten Ausführungen, wie z. B. Side-Scan-Sonare, Multibeam-Scanning-Sonare und Synthetic-Aperture-Sonare. Sonare zeichnen sich durch eine sehr hohe Reichweite aus und eignen sich vor allem sehr gut zur Erfassung der 3D-Gestalt von Oberflächen. Sie haben jedoch Schwächen mit der räumlichen Auflösung und der Interpretierbarkeit der (Bild-)Daten. Kameras haben den Vorteil, dass sie für den Menschen leicht interpretierbare Bilddaten mit einer großen Informationsdichte liefern, jedoch unter Wasser häufig geringe Reichweiten und oftmals schlechte Bildqualität besitzen. Beide Verfahren haben ihre spezifischen Einsatzzwecke. In Abbildung 1.4 ist eine Kameraaufnahme und in Abbildung 1.3 ein simuliertes Sonarbild [Woo16] zu sehen.

Die vorliegende Arbeit zielt auf die Verbesserung von optischen Bilddaten ab und beschäftigt sich daher ausschließlich mit der Verbesserung von Bilddaten, die mittels Kameras aufgenommen wurden.

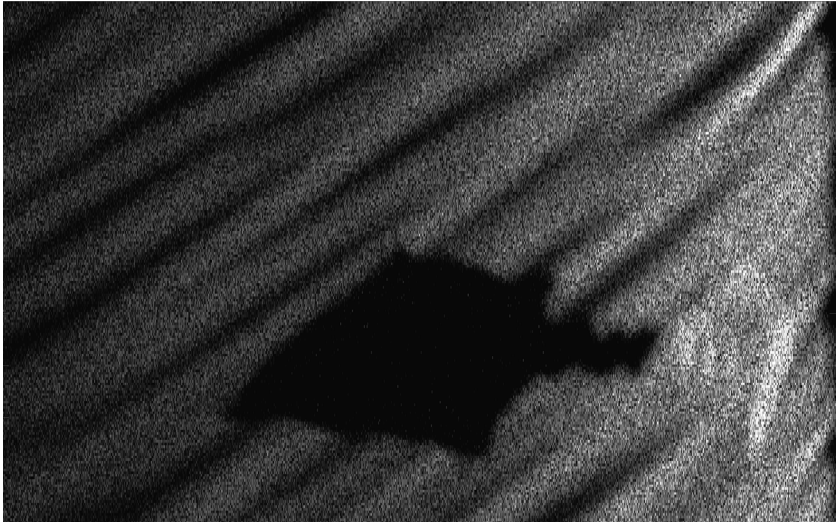


Abbildung 1.3: Simulierte Bilddaten eines Side-Scan-Sonares [Woo16]. Die Sonardaten entstanden durch Simulation von linear frequenzmodulierten Sonarpulsen. Zu erkennen ist die wellenartige Struktur des Seebodens, einer Ankermine (rechts unten) und deren Sonar-Schatten.

Problemstellung

1.3

Bilder, die unter Wasser mittels optisch-visuell-bildgebender Sensorik gewonnen werden, besitzen häufig eine geringe Bildqualität. Der Bildeindruck wird oft durch Bildverschlechterungen – sog. (Bild-)Degradationen – dominiert. Typische Unterwasserbilder besitzen Farbverschiebungen, die sich meist in Blau- oder Grünstichen äußern. Außerdem treten Aufhellungen durch Streulicht auf, die sich in einem milchig-trüben Bildeindruck niederschlagen. Bildinhalte werden zusätzlich unscharf abgebildet. Alle diese Degradationseffekte werden verursacht durch das Wasser selbst, durch im Wasser schwebende Teilchen und in Suspension befindliche Partikel und führen im Resultat zu Kontrastverlusten in den Bilddaten. Diese Effekte hängen zum einen von den spezifischen Eigenschaften der Gewässer ab, in denen der

Bildgebungsprozess stattfindet und zum anderen von der Konfiguration der Aufnahmeszene, also wie die Abstände zum abzubildenden Objekt sind und wie die Szene beleuchtet wird. In Abbildung 1.4 sind die typischen Bilddegradationen, wie sie bei Unterwasserbildern auftreten, zu sehen.

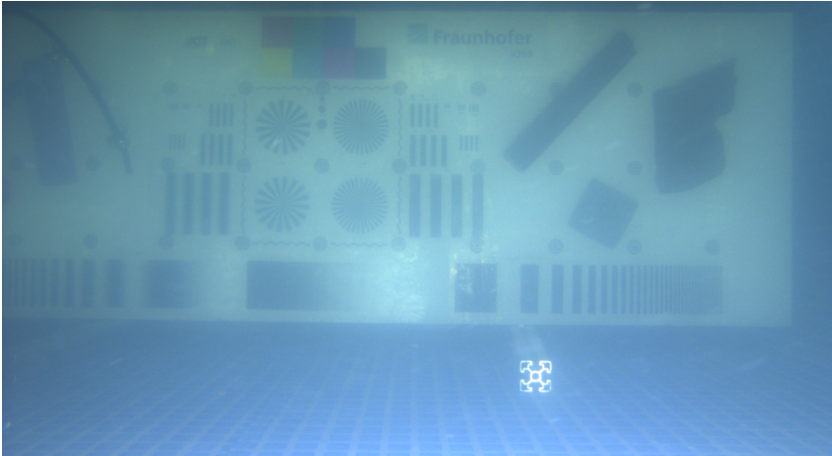


Abbildung 1.4: Darstellung einer mittels einer Kamera gewonnenen Unterwasseraufnahme. Das Bild zeigt typische Bilddegradationen, wie Farbverschiebung (Blaustich), Aufhellung (milchiger Bildeindruck) und Unschärfe.

Um optisch-visuell gewonnene Bilder für die industrielle und automatisierte Auswertung sinnvoll nutzen zu können, müssen diese eine möglichst hohe und reproduzierbare Bildqualität besitzen. Eine Bildverarbeitungskette, die als Ergebnis eine Bildverbesserung liefert, ist in diesem Kontext unerlässlich. Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Fragestellung, wie Unterwasserbilder mittels Bildverarbeitung verbessert werden können.

Lösungsansatz

1.4

Der in dieser Arbeit verfolgte Lösungsansatz der Bildverarbeitung bildet die Bildrestauration. Man unterscheidet in der Literatur [Bey12] zwei unterschiedliche Formen der Bildverarbeitung zur Verbesserung des Bildinhaltes. Das ist zum einen die Bildverbesserung, die das Ziel verfolgt Bildinhalte, ‚subjektiv‘ zu verbessern, das heißt, für den Menschen leichter interpretierbar zu machen. Das Spektrum dieser Verfahren geht von einfachen Algorithmen, wie Histogrammspreizung und Darstellung mittels Pseudofarben, bis hin zu sehr komplexen Verfahren, welche für den Benutzer relevante Bildinhalte hervorheben. Auf der anderen Seite steht die Bildrestauration, die versucht ‚originale‘ Bildsignale wieder herzustellen. Dabei werden die Prozesse der Bilddegradation modelliert. Anschließend wird versucht, die Degradationen zu invertieren, so dass möglichst das Originalbild restauriert wird. Diese Verfahren sind auf die Modellierung des Bildentstehungsprozesses angewiesen. Vorteil dieser Verfahren sind, dass sie ein klares Ziel verfolgen und nicht auf dem subjektiven Bildeindruck beruhen.

Zur Verbesserung der unter Wasser aufgenommenen Bilder wird in dieser Arbeit ein Bildrestaurationsansatz verfolgt. Dazu wird zunächst die Bildgewinnung physikalisch modelliert und ein rechneffizientes Modell vorgestellt, das für die anschließende Bildrestauration genutzt werden kann. Aufbauend auf diesem Modell wird ein Bildrestaurationsverfahren hergeleitet, welches in der Lage ist, Unterwasserbilder zu restaurieren. Außerdem wird die Bildrestauration so erweitert, dass diese mit der Modellunsicherheit umgehen kann, welche durch unzureichend bekannte Wassereigenschaften entsteht. Dazu werden Ideen der blinden Bildrestauration verwendet.

1.5 Wissenschaftliche Beiträge

Im Kapitel 2 wird der Stand der aktuellen Forschung beleuchtet und gezeigt, dass es schon einige Ansätze zur Unterwasserbildverarbeitung gibt, diese jedoch eher heuristischer Natur und meist kaum dazu geeignet sind, um systematische Untersuchungen bzw. automatisierte Bildverbesserung für den industriellen Einsatz durchzuführen. Für die Unterwasserbildverarbeitung sind noch viele Gebiete der Forschung nicht erschlossen. Diese Arbeit stellt einen Vorstoß in diese Forschungsbereiche dar und ermöglicht durch die Bildgewinnungsmodellierung und die anschließende Bildrestauration einen Schlüssel, um weitere Teilgebiete der Forschung zu erschließen. Sie ist am Karlsruher Institut für Technologie (*KIT*) mit enger Kooperation mit dem Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung (*IOSB*) entstanden. Im Konkreten sind die Hauptbeiträge dieser Arbeit zum aktuellen Stand der Forschung die Folgenden:

- Generische Modellierung des Bildentstehungsprozesses unter Berücksichtigung der Einfachstreuung. Es ist ein Modell der Unterwasserbildentstehung entwickelt worden, das sehr allgemein für viele Unterwassereinsatzzwecke genutzt werden kann. Dieses Modell wurde detailliert aus den physikalischen Gesetzmäßigkeiten des Strahlentransportes hergeleitet (Kapitel 4). Dabei werden die Annahmen und Voraussetzungen des Modells klar beschrieben.
- Untersuchung verschiedener Approximationen des Modells, hinsichtlich Genauigkeit und systematischer Abweichungen (Abschnitt 4.5).
- Es wurde gezeigt, dass Unterwasserbilder mittels des Modells unter Verwendung von Standardverfahren der Bildrestauration restauriert werden können. Durch die Formulierung des hergeleiteten Modells als affine Transformation (Abschnitt 5.4) können z. T. Methoden für die Restauration von linear verschiebungsinvarianten Systemen genutzt werden.
- Darstellung der Einflussfaktoren für typische Bilddegradationen bei Unterwasserbildern (Abschnitt 5.1). Es wurden die Abhängigkeiten von Unterwasserbildeffekten der Farbverschiebung, der Aufhellung und

der Unschärfe zu den einzelnen Komponenten des Modells in Bezug gesetzt.

- Untersuchung des theoretischen Gültigkeitsbereiches der Modellannahmen (Abschnitt 5.2). Es wurde untersucht, inwiefern die Modellannahmen in Abhängigkeit vom Beobachtungsabstand gelten, was Rückschlüsse auf den Gültigkeitsbereich des Modells zulässt.
- Entwicklung eines Bildrestaurationsalgorithmus für die Restauration von Unterwasserbildern (Kapitel 6). Basierend auf dem affinen Modell wurde ein Bildrestaurationsalgorithmus für die Unterwasserbildrestauration entwickelt, der in der Lage ist, die für Unterwasserbilder typischen Degradationen zu restaurieren.
- Erweiterung der Bildrestauration für den Einsatz bei unsicherem Wissen über die Eigenschaften des Wassers (Abschnitt 6.3). Die Bildrestauration wurde mittels Verfahren der blinden Bildrestauration so angepasst, dass diese mit ungenauem Wissen über die Streueigenschaften des Wassers umgehen kann.
- Verifikation des hergeleiteten Modells (Abschnitt 7.3). Es wurden Experimente durchgeführt, die die Gültigkeit und die Eignung des Modells für die Bildrestauration nachweisen.
- Erzeugung eines Unterwasser-Testdatensatzes (Kapitel 7). Es ist ein Testdatensatz von Unterwasserbildern entstanden, bei denen systematisch die Beleuchtung, die Entfernung und die Wassereigenschaften variiert wurden.
- Validierung der Bildrestauration (Abschnitt 7.4). Die Verfahren der Bildrestauration wurden anhand des erzeugten Testdatensatzes validiert.

1.6 Gliederung

Zunächst wird in Kapitel 2 auf den für diese Arbeit relevanten, aktuellen Stand der Forschung eingegangen. Da die Bildrestauration von Unterwasserbildern nicht allein Aspekte der Bildverarbeitung und der Bildrestauration besitzt, sondern auch verwandt ist mit Themen der Unterwasserbildgewinnung und der Modellierung des Strahlentransportes, werden relevante Teilaspekte dieser Forschung beleuchtet. Außerdem ist die Unterwasserbildgewinnung in die anwendungsbezogene Forschungspraxis der Auswertung von Unterwasserbildern eingebettet, weshalb auch zu diesen Themen ein Überblick über die Forschungsliteratur gegeben wird.

In Kapitel 3 werden Grundlagen für die Herleitung des Bildentstehungsmodells gelegt, indem die Prozesse, die zur Bildentstehung von Unterwasserbildern führen, in Form der Strahlentransportgleichung erläutert werden. Dazu gehört auch das Verständnis der radiometrischen Größen und die für die Arbeit relevante Interaktion von Licht mit Materie.

In Kapitel 4 wird das durch diese Arbeit entstandene Modell der Unterwasserbildgewinnung hergeleitet, wobei die Voraussetzungen und Annahmen, die dem Modell zugrunde liegen, beschrieben werden und anschließend das physikalisch basierte Bildentstehungsmodell mit seinen einzelnen Komponenten im Detail hergeleitet wird.

Das Kapitel 5 umfasst eine ausgiebige Auseinandersetzung mit dem hergeleiteten Modell. Es wird der Einfluss der einzelnen Modellkomponenten erläutert, die Gültigkeit der getroffenen Annahmen diskutiert und anschließend Bezug genommen auf die Thematik der Bestimmung der Sichtweite unter Wasser. Am Ende des Kapitels wird das Modell mathematisch als affine Transformation beschrieben, wodurch eine einfachere Handhabung im Hinblick auf die Bildrestauration möglich ist.

Im Kapitel 6 werden zunächst die Grundlagen zur Bildrestauration beschrieben und anschließend der eigentliche Bildrestaurationsansatz hergeleitet. Das in dieser Arbeit hergeleitete Modell der Unterwasserbildgewinnung bildet die Basis der Bildrestauration. Die zuvor beschriebene Formulierung als affine Transformation hat dabei einen großen Stellenwert.

Experimentelle Versuche und Auswertung zur Verifikation des Modells und zur Validierung der Bildrestauration bilden die Thematik des Kapitel 7. Dabei wird eine im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte experimentelle Versuchsreihe beschrieben. Auswertungen dieser Versuchsreihe dienen dabei sowohl der Verifikation der Modelleigenschaften, als auch der anschließenden Bildrestauration.

Den Schluss (Kapitel 8) bildet eine Zusammenfassung, bei dem die Kernpunkte der Arbeit beschrieben werden. Außerdem werden Ausblicke und Vorschläge für zukünftige Forschungen im Bereich der Unterwasserbildrestauration gegeben.

2

Stand der Forschung

Die Unterwasserbildgewinnung, -modellierung und -verarbeitung besitzt wegen ihrer Komplexität viele unterschiedliche Schnittmengen mit Themenbereichen der Forschung. Angefangen bei den physikalischen Grundlagen des Strahlentransportes, die die Lichtausbreitung auf physikalischer Ebene beschreiben, über verschiedenste Verfahren, Bilder zu gewinnen, bis hin zu Verfahren, Bilder zu verarbeiten, die unter Wasser oder unter ähnlichen Bedingungen aufgenommen worden sind. Aber auch die Forschung zur allgemeinen Bildrestauration spielt für diese Arbeit eine große Rolle. In diesem Kapitel soll eine umfassende und für die Arbeit relevante Übersicht der Themen und Veröffentlichungen gegeben werden.

Strahlentransport

2.1

Die Grundlage der Bildgewinnung ist der Strahlentransport. In den meisten Anwendungen ist das Transportmedium bei der Bildentstehung vernachlässigbar. Bei Aufnahmen unter Wasser oder unter Einfluss von atmosphärischen Effekten, wie Dunst oder Nebel, spielt das partizipierende Medium jedoch

eine wesentliche Rolle für den Strahlentransport. In diesem Abschnitt wird eine Übersicht über die Veröffentlichungen der physikalischen Grundlagen des Strahlentransportes und den damit verwandten Themen gegeben.

2.1.1 – Pioniere des Strahlentransportes

Der Strahlentransport durch partizipierende Medien wurde bereits in den 60ern und 70ern in der Forschung thematisiert und erstmals physikalisch durch A. Ishimaru [Ish78a, Ish78b] und S. Chandrasekhar (»Radiative Transfer«) [Cha60] umfassend beschrieben. Damals wurden die physikalischen Grundlagen gelegt, die noch heute die Basis für viele physikalische und computergraphische Modelle bilden.

W. H. Wells [Wel69] und D. Arnush et al. [Arn72] beschäftigten sich mit der Auffächerung von einzelnen Strahlenbündeln und bildeten effizientere Modelle unter der Annahme, dass die Streuung nur mit kleinen Winkeln auftritt. Diese Überlegungen wurden später von J. S. Jaffe [Jaf95, Jaf96] mittels Monte-Carlo-Simulationen validiert.

Die physikalische Modellierung war damit aber noch nicht abgeschlossen. Auch später noch entstanden Veröffentlichungen, die sich diesem komplexen Thema widmen [Arn72, Tua03]. C. D. Mobley [Mob94] bietet dabei in seinem Buch »Light and Water« einen umfassenden Überblick über Modellierungen und Verfahren zur Lösung des Strahlentransportes. Bogdan Woźniak und Jerzy Dera veröffentlichten 2007 das Buch »Light Absorption in Sea Water« [Woż07], in welchem sie sehr umfassend auf die Mechanismen und Einflussgrößen der Absorption in Meerwasser eingehen.

2.1.2 – Modelle der Bildentstehung

Aufgrund der gelegten physikalischen Grundlagen entstanden auch schon bald erste Modelle, die auf den Strahlentransportgleichungen von S. Chandrasekhar aufbauten und speziell die Bildentstehung von Unterwasserbildern thematisierten. Das erste Modell dieser Art wurde von B. L. McGlamery im Artikel »A computer model for underwater camera systems« [McG80] verfasst und bildet eine der Veröffentlichungen, die im Bereich der Unterwasserbildverarbeitung am meisten zitiert wurde. Dieses Modell wurde 1990 von

J. S. Jaffe [Jaf90] weiterentwickelt. Beide Modelle dienen hauptsächlich der Simulation von Unterwasserbildern.

In den frühen 2000er Jahren entstanden in den Arbeitsgruppen von S. G. Narasimhan und S. K. Nayar weitere Modellierungen für die Bildgewinnung in partizipierenden Medien. Zwar bezogen sich die Veröffentlichungen hauptsächlich auf Bilder, die unter schlechten Wetterbedingungen aufgenommen wurden [Nar02, Nar03], können aber auch allgemein zur Synthese von Bildern, bei denen streuende Medien eine Rolle spielen, eingesetzt werden [Ash04, Pre04]. 2004 wurde der Artikel »Analytic Rendering of Multiple Scattering in Participating Media« [Nar04] publiziert, in dem eine analytische Lösung der Strahlentransportgleichung für spezielle Randwerte vorgestellt wurde, die auf einer Reihenzerlegung in Legendre-Polynome basiert.

Die prinzipiellen Mechanismen des Strahlentransportes unter Wasser unterscheiden sich nicht von denen des Strahlentransportes unter Einfluss von Nebel. Für den Kontext autonomer Fahrzeuge ist die automatische Bestimmung der Sichtverhältnisse von wichtiger Bedeutung. Insbesondere kann Nebel zu einer verringerten Sichtweite führen. Stephan Lenor beschreibt in seiner Dissertation [Len16] Verfahren zur Schätzung der Sichtverhältnisse unter Einfluss von Nebel. Dazu wurden Modelle des Strahlentransportes unter Berücksichtigung von Mehrfachstreuung entwickelt und für die Parameterschätzung genutzt [Len13, Len14].

Eine sich nicht auf die Problematik der streuenden Medien beziehende, aber für die Modellierung der Bildentstehung von Unterwasserbildern wichtige Veröffentlichung [Tre12] beleuchtet die Tatsache, dass sich Kamera-Sichtstrahlen in vielen Unterwassersystemen nicht in einem Punkt fokussieren lassen und damit zwangsläufig eine Bildverschlechterung durch Aberrationen eintritt.

2.1.3 – Sichtweite unter Wasser

Durch die Streuung und die Absorption unter Wasser wird die Sichtweite unter Wasser deutlich reduziert. Gerade für die Auslegung von visuell-optischen Systemen unter Wasser spielt die Sichtweite daher eine entscheidende Rolle. Dabei gibt es keine allgemeine Definition von Sichtweite in der Literatur. Sie ist vielmehr abhängig von der konkreten Aufgabenstellung (z. B. Detektion, Klassifikation oder Identifikation). W. Hou und A. D. Weidemann haben sich

dieser Fragestellung im Artikel »Diver visibility: why one can not see as far?« [Hou09] gewidmet.

Veröffentlichungen, die ähnliche Sichtweitenmodelle verwenden, findet man im Bereich der thermischen Bildgewinnung. W. Wittenstein beschreibt in mehreren Veröffentlichungen [Wit95, Wit98, Wit99, Wit00] die sog. *thermische Reichweitenmodellierung* (TRM), die am Fraunhofer IOSB in Ettlingen entstanden ist. Basierend auf der Modulationsübertragungsfunktion (MTF) und abhängig vom Bildrauschen können Kennlinien berechnet werden, die die entfernungsabhängige Erkennungsleistung eines thermischen, bildgebenden Sensors beschreiben. Eine ähnliche Vorgehensweise wäre für die Sichtweitenmodellierung unter Wasser ebenfalls anwendbar.

2.1.4 – Streuende Medien in der Computergraphik

Die Modellierung des Lichttransportes spielt nicht nur im Zusammenhang mit der Unterwasserbildgewinnung eine Rolle. Die Computergraphik beschäftigt sich ausgiebig mit diesem Thema [Rit12]. Da die Propagation von Strahlenbündeln durch streuende Medien sehr komplex ist, bildet sie bis heute einen wichtigen Teil der Forschung im Bereich der Computergraphik. Veröffentlichungen hierzu gibt es viele und jedes Jahr werden es einige mehr. Beispiele für die Behandlung von partizipierenden Medien sind die Veröffentlichungen von [Eng10a, Eng10b]. Das Ziel der Computergraphik ist es jedoch, Bilder zu synthetisieren und nicht zu restaurieren. Dementsprechend sind auch die Modelle gestaltet.

2.2 Bildgewinnung unter Wasser

Um die Qualität der Bildaufnahme von Unterwasserbildern und der anschließenden Bildauswertung zu gewährleisten, ist die Art der Bildgewinnung entscheidend. Zwei Komponenten sind für die Bildgewinnung verantwortlich. Zum einen die Bildaufnahme und zum anderen die Beleuchtung. Eine Kamera einzuhausen und mit einer Lichtquelle unter Wasser zu platzieren, ist nicht

die einzige Möglichkeit visuell-optische Bilder unter Wasser zu gewinnen. In der Literatur gibt es verschiedene Ansätze die Bildaufnahme unter Wasser so zu gestalten, dass gewisse Vorteile daraus entstehen. Im Folgenden werden einige unterschiedliche Verfahren vorgestellt.

2.2.1 – Stereo

Stereo-Verfahren spielen eine wichtige Rolle für die Bildgewinnung über Wasser. Deshalb ist es wenig verwunderlich, dass auch für die Unterwasserbildgewinnung solche Systeme Teil der Forschung sind. Allerdings trägt die Streuung von trübem Wasser und die Lichtbrechung an optischen Grenzflächen dazu bei, dass Stereo-Korrespondenzen schwieriger zu finden sind und damit die Schätzung von Objektentfernungen fehleranfälliger ist [Zof12]. Aus diesem Grund sind speziell für die Bildaufnahme unter Wasser Stereo-Methoden entwickelt worden.

Stereo-Verfahren benötigen im Allgemeinen intrinsisch und extrinsisch kalibrierte Kamerasysteme. Werden diese über Wasser kalibriert, so führt die Lichtbrechung an den optischen Grenzflächen (Luft-Glas-Wasser) zu Fehlern in der Stereo-Auswertung. C. Muslow und H. Maas haben sich 2014 [Mul14] ausgiebig mit diesem Problem befasst und ein Verfahren entwickelt, das auf dem Bündelausgleich basiert. Kalibriert man das System unter Wasser, so treten diese Probleme nicht mehr auf¹. Es bleibt allerdings das Problem der Trübung durch Streuung. J. P. Queiroz-Neto et al. [QN04] entwickelten 2004 ein Verfahren, das auf einem einfachen Bildentstehungsmodell basiert, um damit die Stereo-Korrespondenzsuche zu verbessern. Einen iterativen Ansatz, bei dem abwechselnd Stereo-Korrespondenzsuche und Bildverbesserung durchgeführt wird, wurde von E. Nascimento et al. [Nas09] veröffentlicht.

Da das Wasser und die darin enthaltenen Teilchen die Lichtausbreitung beeinflussen, entstehen vor allem Bilddegradationen, welche die Bildqualität verschlechtern. 2010 haben A. Sarafraz et al. herausgefunden, dass durch diese Degradationen Nebenbedingungen hergeleitet werden können [Sar10a, Sar10b], die bestimmte Bildpunkt-Korrespondenzen ausschließen und damit regularisierend auf Stereo-Verfahren wirken können. Dadurch können Unterwasser-Stereo-Verfahren deutlich verbessert werden.

1 Sofern kleine Blenden und nicht zu weitwinklige Objektive verwendet werden

2.2.2 – Polarisationsmethoden

Werden Lichtstrahlen von im Wasser gelösten Partikeln gestreut, so ändert sich auch der Polarisationszustand der elektromagnetischen Welle. Dieser Umstand kann dazu genutzt werden, Unterwasserbilder zu verbessern. Die Forschungsgruppe um Y. Y. Schechner hat sich zwischen 2004 und 2009 ausgiebig mit diesem Thema beschäftigt. Dazu wurde eine mit einem Polarisationsfilter versehene Kamera stationär unter Wasser angebracht. Es wurden mehrere Bilder mit unterschiedlichen Polarisationswinkeln aufgenommen, wobei zwischen den Aufnahmen der Polarisationsfilter gedreht werden musste. Damit konnten mittels eines Modells die Objektentfernungen grob geschätzt werden und anschließend mit den gewonnenen Informationen die Bildqualität der aufgenommenen Bilddaten verbessert werden [Sch04, Sch05, Tre06, Sar09]. Ein offensichtlicher Nachteil dieses Vorgehens ist, dass nur Bilder statischer Szenen verbessert werden können.

2.2.3 – Weitere Verfahren zur Bildgewinnung

Im Laufe der Jahre sind noch andere Verfahren zur verbesserten Bildgewinnung unter Wasser entworfen worden. S. G. Narasimhan et al. haben hierzu ein Musterprojektionsverfahren [Nar05, Gup08] entwickelt, um Entfernungen zu schätzen und Bilder zu verbessern. I. Vasilescu verbessert die Bildqualität, indem – in Abhängigkeit von der Entfernung der Objekte der Szene – die Beleuchtung angepasst wird [Vas11]: Die Szene wird vor allem mit denjenigen Anteilen des Spektrums beleuchtet, die stark gedämpft werden. Dadurch steigt schon bei der Bildgewinnung die visuelle Qualität des Bildes.

Eine Übersicht über weitere Verfahren der Bildgewinnung unter Wasser, wird in der Veröffentlichung »Underwater Optical Imaging: Status and Prospects« [Jaf01] von J. S. Jaffe gegeben. Es werden unter anderem auch deutlich komplexere Verfahren der Bildgewinnung, wie das *Gated-Viewing* [Fou93] und das *Streak Tube Imaging Lidar* [Red00] vorgestellt.

Unterwasser-Bildverarbeitung

2.3

Durch verbesserte Aufnahmetechniken, wie sie in Abschnitt 2.2 vorgestellt wurden, kann zwar die Bildaufnahme verbessert werden, dennoch treten immer Bilddegradationen auf, welche die Bildqualität verschlechtern. Im Laufe der Jahre ist eine Vielzahl an Veröffentlichungen entstanden, die sich diesem Thema widmen. R. Schettini und S. Corchs geben in ihrer Veröffentlichung »Underwater Image Processing: State of the Art of restoration and Image Enhancement Methods« [Sch10] eine sehr umfangreiche Übersicht über Verfahren, die im Zusammenhang der Unterwasserbildverarbeitung entstanden sind. Im Folgenden werden verschiedene Verfahren zur Bildverbesserung thematisch vorgestellt.

2.3.1 – Dehazing

Ein großer thematischer Forschungsbereich betrifft die sog. *dehazing*-Verfahren, bei denen durch Streulicht verursachte Aufhellungen unterdrückt werden sollen, um damit den Kontrast in Bildern deutlich zu verbessern. Diese Verfahren kommen ursprünglich nicht aus der Unterwasserbildverarbeitung, sondern waren zunächst dazu gedacht, Bilder, die unter Rauch-, Nebel- und Dunsteinflüssen aufgenommen worden sind, zu verbessern [Shw06, Sch07].

Eine der meist zitierten Veröffentlichung: »Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior« [He11] stammt dabei von K. He et al. und beschreibt die Entfernungabhängigkeit von Aufhellungseffekten, wobei eine spezielle Annahme, die sog. *dark channel prior* Annahme, dazu genutzt wird, dass auf einfache Art und aus einer einzigen Aufnahme eine sog. *Transitionskarte* berechnet werden kann, die stark mit der Entfernungskarte korreliert. Die *dark channel prior* Annahme besagt, dass in jedem Bildbereich einer gewissen Größe ein Objektpunkt abgebildet wird, der auf mindestens einem Farbkanal die Intensität Null besitzt, also dunkel ist. In den letzten Jahren sind mehrere Veröffentlichungen zum Thema Unterwasserbildverbesserung entstanden, die auf diesem Prinzip beruhen [Cha10, Chi11, Chi12, Zha15].

2.3.2 – Bildrestauration

Die Bildrestauration beschäftigt sich mit der ‚objektiven‘ Bildverbesserung, also mit der Wiederherstellung des ‚originalen‘ Bildsignals¹. Diese Vorgehensweise setzt ein Modellwissen voraus. Dabei ist die einfachste Herangehensweise, das Modell in Form von Punktspreizfunktionen (PSF) zu messen und anschließend Bilder, die im gleichen Medium aufgenommen wurden, mit Standardverfahren zu restaurieren [Liu01]. Dieses Vorgehen hat einen offensichtlichen Nachteil: Die PSF muss, da sich die Eigenschaften des Wassers für jedes Gewässer zum Teil deutlich unterscheiden, ständig neu gemessen werden.

Da es in der Literatur nur sehr wenige nutzbare Modelle [Wel69, Arn72] gibt, die das Zustandekommen der Bildunschärfe von Unterwasserbildern beschreiben, so dass diese einfach für die Bildrestauration zu verwenden wären, existieren dementsprechend auch nur wenige Veröffentlichungen zur Bildrestauration. W. Hou et al. benutzten das Modell von W. H. Wells [Wel69], um darauf aufbauend Bildrestaurationsverfahren zu entwickeln, welche die Unschärfe in Unterwasserbildern reduzieren [Hou07b, Hou07a]. Auch das Verfahren von F. Fan et al. [Fan10] bezieht sich auf dieses Modell. Diese Verfahren reduzieren aber lediglich die Unschärfe; Farbverschiebungen und Aufhellungseffekte werden dabei nicht berücksichtigt.

Eng mit der Bildrestauration verwandt ist das Reduzieren von Bildrauschen durch sog. *Denoising*. A. Arnold-Bos et al. haben ein Verfahren zur Reduktion des Rauschens in Unterwasserbildern entwickelt [AB05], um die Bildinhalte robuster zu machen für daran anschließende Bildverarbeitungsmethoden. Dieses Verfahren basiert allerdings nicht auf einer speziell für Unterwasserbilder entwickelten Rauschmodellierung, sondern auf allgemeinen Überlegungen der anisotropen Bilddiffusion.

2.3.3 – Weitere Bildverbesserungsmethoden

Bildverbesserungsmethoden haben das Ziel, Bildinhalte so zu verändern, dass sie visuell ‚besser‘ aussehen oder Bildinhalte einfacher interpretierbar

1 In Kapitel 6 wird ausführlich auf die Bildrestauration eingegangen.

sind. Auch für Unterwasserbilder existieren in der aktuellen Forschung Verfahren, die sich der Bildverbesserung widmen.

Das Spektrum der Verfahren ist groß und reicht von sehr einfachen aber effizienten Methoden bis hin zu sehr komplexen Algorithmen. Die einfachsten Verfahren basieren auf histogrammausgleichenden Kontrastsprenzverfahren. In der Veröffentlichung von [Cha03] wird ein solches Verfahren vorgestellt, das insofern Farbverbesserungen erzeugt, so dass das Resultat einen möglichst großen Teil des Farbraumes abdeckt. In vielen Fällen kann dadurch der Farbstich reduziert werden und es entstehen sehr farbreiche Ergebnisse. Ein anderes Verfahren, das auf lokaler Histogrammspreizung und kantenerhaltender Filterung basiert, wurde in [Wan10] veröffentlicht.

Es sind aber auch im Laufe der Zeit Verfahren mit einer deutlich komplexeren Struktur entstanden. Ein Beispiel hierfür liefern S. Bazeille et al. [Baz06], die eine Bildverarbeitungskette, bestehend aus homomorpher Filterung, waveletbasierter Rauschreduzierung, anisotroper Bilddiffusion und Farbspreizung vorstellen. Die damit erzielten Bildverbesserungen zeigen eine deutliche Reduktion von Farbverschiebungen und Rauschen, außerdem besitzt das Resultat kontrastreichere Farben, die dennoch natürlich wirken. Eine andere Verarbeitungskette stellten A. T. Çelebi und S. Ertürk 2011 [Çel12] vor. Der Algorithmus zerlegt das Unterwasserbild in verschiedene Komponenten, den sog. *Intrinsic Mode Funktionen* (IMFs), welche auf Spline-Interpolationen basieren. Diese werden anschließend mit Faktoren gewichtet und wieder zusammengesetzt. Die Gewichte entstammen dabei einem Maximum-Entropie-Verfahren. Auch hier kann die visuelle Qualität durch die Reduktion von Farbverschiebungen deutlich verbessert werden. Ein etwas anderes Verfahren zur Farbverbesserung stellten F. Petit et al. 2009 [Pet09] vor. Dieser Ansatz basiert darauf, dass Farbwerte einzelner Pixel mittels Quaternionendarstellung im Farbraum rotiert werden.

Allgemeine Bildrestauration

2.4

Die Forschungsthemen der allgemeinen Bildrestauration spielen für diese Arbeit eine große Rolle. Jedoch ist dieser Forschungsbereich sehr ausge-

dehnt, so dass in diesem Abschnitt nur auf die für diese Arbeit relevanten Arbeiten eingegangen wird. In dem Buch »Image Restoration. Fundamentals and Advances« [Gun12] wird eine ausgiebige Einführung in das Thema der Bildrestauration gegeben. Die Bildrestauration ist eng verwandt mit der Rauschunterdrückung. Schon im Jahr 1949 wurden hierzu die Grundlagen des Wiener-Filters von N. Wiener [Wie49] entwickelt.

Die für diese Arbeit wichtige Total-Variation-Bildrestauration basiert auf dem Artikel »Nonlinear total variation based noise removal algorithms« [Rud92] aus dem Jahr 1992. Dieses wurde vor allem im Hinblick auf die Effizienz weiterentwickelt [Osh05, Ami10] und wird heute in vielen Bildrestaurationsverfahren genutzt.

Vor allem die blinde Bildrestauration, bei der das Degradationsmodell mitgeschätzt wird, bildet heute noch eine große Herausforderung. Eine Übersicht über das Thema der blinden Bildrestauration bietet dazu die Veröffentlichung »Blind image deconvolution: theory and applications« [Cam07].

Die Grundlage des in dieser Arbeit entwickelten Restaurationsverfahrens bildet das in [Kot13, Bru14] veröffentlichte Verfahren, das auf einer Total-Variation ähnlichen Regularisierung aufbaut und sich vor allem dadurch auszeichnet, dass es effizient und robust ist. Außerdem liefert es sehr überzeugende Restaurationsresultate.

2.5

Anwendungen der Unterwasserbildverarbeitung

Die Anwendung von Unterwasserbildgewinnung und -auswertung sind sehr weitläufig und erstrecken sich von biologischen Belangen, wie der Fischklassifikation zur Erforschung von Verhaltensweisen, bis hin zu wirtschaftlichen Einsatzzwecken, wie der Inspektion von Infrastruktur oder der Exploration des Meeresbodens. Aufgrund der Vielzahl an Anwendungsmöglichkeiten, werden hier nur einige repräsentative Beispiele genannt.

Ein großes Feld bietet die Biologie. Hier werden mittels Bildgewinnung und anschließender Auswertung Zooplankton [Cor14] und andere Organismen [Maz14] erkannt und gezählt sowie Verhaltensweisen von Fischen [Chu14]

und anderen Meeresbewohnern [Meh14] studiert, um wichtige biologische Erkenntnisse zu gewinnen. Besonders die Fischklassifikation hat im Hinblick auf den ständig wachsenden Bedarf an Aquakulturen stark an Bedeutung zugenommen [Cad00]. Dahinter stehen nun nicht mehr nur der Wunsch nach rein biologischen Erkenntnisgewinnen, sondern handfeste wirtschaftliche Interessen.

Auch die Meeresgeologie profitiert von der Bildverarbeitung unter Wasser. Verfahren zur Seebettklassifikation [Pug14, Sch14], zur Kartierung [Sin04, Mic11, Mic12] und zur Erkennung und Inspektion von Unterwasserinfrastruktur sind dabei entstanden. Auch hier ergeben sich durch Rohstoffverknappungen und dem Interesse an den Rohstoffvorräten der Ozeane wirtschaftliche Interessen, so dass gerade in letzter Zeit große Rohstoffmagnaten planen, diese Ressourcen auszuschöpfen [Gol16].

Zusammenfassung

2.6

Die Bildrestauration von Unterwasserbildern beruht zum einen auf sehr komplexen mathematischen Zusammenhängen und ist zum anderen durch ihren Einsatzzweck sehr anwendungsorientiert. Dadurch berührt die Unterwasserbildrestauration viele Bereiche der Forschung.

Das Interesse an den Ozeanen und anderen Gewässern steigt stetig. Dies ist auch deutlich in der angewandten Forschung zu sehen. Windenergieanlagen in Form von Offshore-Parks oder anderen Infrastrukturen, wie Staudämme [Jac15] oder Pipelines [Smi70, Zin98] erfordern immer bessere Verfahren zur Kartierung, Exploration und Inspektion. Die Ernährung der Weltbevölkerung erzeugt einen immer größer werdenden Bedarf an Fisch, der nur noch durch Aquakulturen gedeckt werden kann [Nay01, Mar00]. Innerhalb dieser Kulturen müssen Parameter, wie Gesundheitsstand, Futterbedarf und erzeugte Biomasse ständig überwacht werden [Mar00]. Der Meeresboden bieten noch Rohstoffreserven an z. B. Mangan, seltenen Erden aber auch Methan und Ölreserven für den steigenden Rohstoffbedarf. In naher Zukunft werden auch diese Reserven in großem Stil abgebaut werden [Gol16]. Auf der anderen Seite erfordern all diese immensen Eingriffe in die Natur der

Ozeane auch ein großes Wissen über die dort beheimateten Lebewesen und deren Verhaltensweisen, um größere Schäden der Meeresflora und -fauna zu vermeiden. Hierzu müssen Lebewesen in ihrem Ökosystem beobachtet werden, ohne dass diese durch die Beobachtung selbst unter Stress gesetzt werden [Lee04, Spa08] und damit ihre Verhaltensweisen ändern. Es besteht also ein großer Bedarf an Unterwasserbildgewinnung und -verarbeitung.

Die Forschung bietet heute schon einige Verfahren, um den Bildinhalt von Unterwasserbildern aufzuwerten. Jedoch ist ein großer Teil der Algorithmen hierbei heuristisch motiviert und dient ausschließlich der besseren Interpretierbarkeit der Bilddaten durch einen menschlichen Beobachter. Eine automatisierte Bildauswertung ist dabei oft nicht möglich [Ste13b], was unter anderem auch an der oft fehlenden Reproduzierbarkeit der Ergebnisse liegt. Eine Reihe von Verfahren beruhen auf dem Modell und den Annahmen von Hu et al. [Cha10, Chi11, Chi12, Zha15]. Dieses bringt jedoch einige Annahmen mit sich, so dass sich diese nur eingeschränkt einsetzen lassen [Ste12a, Ste13b, Ste13a, Ste12b, Ste12c]. So können in den meisten Fällen diese Algorithmen nicht mit dem inhomogenen Lichtfeld umgehen, das durch z. B. künstliche Lichtquellen erzeugt wird [Ste14a]. Allerdings sind durch das Fehlen von natürlichem Licht in den Abend- und Nachtstunden und in größeren Tiefen künstliche Lichtquellen meist unverzichtbar, wodurch prinzipbedingt die meisten Verfahren nicht generell nutzbar sind. Außerdem betrachten die meisten Methoden, die den Farb- und Helligkeitskontrast erhöhen, den Effekt der Unschärfe nicht [Chi11]. Auf der anderen Seite sind die vorhandenen Algorithmen zur Unschärfereduktion nicht in der Lage Farbstiche und Aufhellungen zu reduzieren [Hou07a].

In der Unterwasserbildverarbeitung sind noch viele Fragestellungen offen. Es fehlen generische Modelle, die das Zustandekommen des Bildes erklären und sich jedoch noch effizient für die Bildrestauration einsetzen lassen. Die Computergraphik besitzt zwar beeindruckende Modelle für die Bildsynthese – auch unter Berücksichtigung von partizipierenden Medien. Diese sind aber meist implizit definiert oder zu komplex [Rit12], so dass diese sich nur eingeschränkt für die Bildrestauration eignen. Auch die Fragestellung, wie sich die optischen Eigenschaften des Wassers und der Szenenaufbau auf die Sichtbarkeit auswirken, ist noch weitgehend offen. Wie kann man Abbildungseigenschaften wie PSF, OTF oder MTF aus der Konfiguration ableiten? Wie lässt sich die Sichtbarkeit von Objekten unter Wasser oder die Sichtweite allgemein ableiten? Dies sind noch offene Fragestellungen, für die es in der Literatur noch weitestgehend keine befriedigenden Antworten

gibt. Ein anderer Punkt betrifft die Methodik. Es fehlen Methoden, die sowohl die Unschärfe, als auch Farbverschiebungen und Aufhellungen reduzieren [Ste12a]. Auch die Fragestellung, ob es möglich ist, mittels Standardverfahren der Bildrestauration, Unterwasserbilder zu restaurieren, ist noch offen [Ste14b]. Eine der vielleicht größten Herausforderungen besteht darin, dass die visuell-optischen Eigenschaften des Wassers in den meisten Fällen nicht oder nur unzulänglich bestimmt werden können. Damit ist die Fragestellung verbunden, ob sich trotz unsicheren Wissens über die Eigenschaften des Wassers, eine adäquate Restauration durchführen lässt.

3

Modellierung des Strahlentransports

Die Grundlage der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Modelle zur Bildentstehung von Unterwasserbildern bildet die physikalische Modellierung des Strahlentransportes [Cha60, Mob94, Ish78a, Ish78b]. In diesem Kapitel werden zunächst die dem Strahlentransport zu Grunde liegenden, radiometrischen Größen beschrieben. Im Anschluss wird auf die Interaktion von Licht mit Oberflächen, in Form von Reflexion und Refraktion und auf die Interaktion von Licht mit dem am Strahlentransport partizipierenden Medium Wasser, in Form von Absorption und Streuung, eingegangen. Darauf aufbauend wird die Strahlentransportgleichung hergeleitet und im Sinne der Computergraphik interpretiert.

Die in dieser Arbeit hergeleiteten Modelle zur Bildentstehung von Unterwasserbildern basieren auf den Modellen der *geometrischen Optik*. Die geometrische Optik beschreibt den Licht- bzw. Strahlentransport entlang geradliniger Strahlen. Sie kann als Grenzfall der Wellenoptik für verschwindend kleine Wellenlängen oder für hinreichend große Strukturen gesehen werden. Mit der geometrischen Modellierung gehen implizite Annahmen einher, die hier als gegeben vorausgesetzt werden. Es soll angenommen werden, dass alle Aperturen und abgebildeten Strukturen deutlich größer sind als die Wellenlängen des genutzten elektromagnetischen Spektrums (visuelles Spektrum; ca. 380 nm bis 780 nm). Außerdem soll gelten, dass es zu keinerlei sensoriiell

erfassbaren Interferenzen durch inkohärente Lichtquellen kommt. Weiterhin wird angenommen, dass die gesamte Lichtmenge so groß ist, dass alle Quanteneffekte vernachlässigt werden können.

Diese Arbeit behandelt die Modellierung der visuell-optischen Bildgewinnung. Der Begriff der Strahlung wird in diesem Zusammenhang synonym für den Teil des visuell wahrnehmbaren elektromagnetischen Spektrums verwendet¹. Dennoch wird nicht die photometrische Wahrnehmung und die Photometrie behandelt, da diese mit der menschlichen Wahrnehmung und der Biologie des Auges zusammenhängen, in dieser Arbeit aber ausschließlich mittels Kameratechnik entstehende Bilder modelliert werden. Mit dem Begriff des Lichtstrahls wird eine, sich im Sinne der geometrischen Optik entlang einer Geraden ausbreitende, elektromagnetische Strahlung des sichtbaren Spektrums assoziiert.

3.1 Radiometrische Größen

Grundlage für digitale, optisch-bildgebende Sensoren ist die Erfassung von Energie, die durch elektromagnetische Strahlung übertragen wird, deren Wellenlänge im visuellen Spektrum liegt. Das physikalische Gebiet der Radiometrie befasst sich mit der Messung von elektromagnetischer Strahlung, sowie der Beschreibung von Interaktionen von elektromagnetischer Strahlung an Flächen und innerhalb partizipierenden Medien.

Im Folgenden wird zunächst auf wichtige Konzepte der (Differential-)Geometrie und im Speziellen auf reguläre Flächen und Raumwinkel eingegangen, bevor anschließend die benötigten radiometrischen Größen beschrieben werden.

¹ Andere Teile des Spektrums werden so stark absorbiert, dass sie für bildgebende Verfahren in der Praxis keine Rolle spielen (siehe Abschnitt 3.2.3).

3.1.1 – Geometrische Grundlagen

Bevor die Größen der Radiometrie und deren Gesetzmäßigkeiten erläutert werden können, müssen noch einige Grundlagen des Verständnisses von Raumwinkeln und der Geometrie der *Einheitssphäre* geschaffen werden. Als Einheitssphäre \mathcal{S}^2 wird im Folgenden die Menge der normierten Vektoren aus dem \mathbb{R}^3 verstanden¹. Sie ist damit definiert als

$$\mathcal{S}^2 := \{ \mathbf{r} \in \mathbb{R}^3 \mid \|\mathbf{r}\| = 1 \} . \quad (3.1)$$

Eine um $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ verschobene Einheitssphäre $\mathcal{S}_{\mathbf{x}}^2$ ist:

$$\mathcal{S}_{\mathbf{x}}^2 := \{ \mathbf{r} \in \mathbb{R}^3 \mid \|\mathbf{r} - \mathbf{x}\| = 1 \} . \quad (3.2)$$

Der Kosinus des Winkels θ zwischen zwei normierten Vektoren $\mathbf{r}, \mathbf{l} \in \mathcal{S}^2$ der Einheitssphäre kann mittels des Standardskalarproduktes

$$\cos(\theta) = \langle \mathbf{r}, \mathbf{l} \rangle \quad (3.3)$$

ermittelt werden².

Reguläre Flächen

Die hier benötigten Konzepte der klassischen Flächentheorie entstammen dem Buch »Elementare Differentialgeometrie« [Bär10]. Im Folgenden sei $\mathcal{A} \subset \mathbb{R}^3$ eine *glatte reguläre Fläche* mit einer *lokalen Parametrisierung*

$$F_{\mathcal{A}} : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathcal{A} . \quad (3.4)$$

Dabei ist $F_{\mathcal{A}}$ ein Homöomorphismus und die Jakobimatrix von $F_{\mathcal{A}}$ hat für jeden Punkt $\mathbf{u} \in \mathcal{U}$ den Rang 2. Die Komponenten u_1, u_2 des Vektors $\mathbf{u} =$

1 Im Gegensatz dazu ist die Einheitskugel die Menge aller Punkte innerhalb und auf der Einheitssphäre [Wer06].

2 Das (Standard-)Skalarprodukt $\langle \mathbf{r}, \mathbf{l} \rangle$ kann auch als Vektorprodukt $\mathbf{r}^T \mathbf{l}$ geschrieben werden. In dieser Arbeit werden beide Bezeichnungen verwendet. Die Bezeichnung mittels Skalarprodukt $\langle \mathbf{r}, \mathbf{l} \rangle$ soll jedoch eine Winkelbeziehung zum Ausdruck bringen und hat damit in dieser Arbeit eine etwas andere Semantik als das Vektorprodukt.

$(u_1, u_2)^T \in \mathcal{U}$ werden auch Koordinaten des Punktes $F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$ bzgl. der Parametrisierung $F_{\mathcal{A}}$ genannt. Die normierte Oberflächennormale, die am Punkt $\mathbf{z} \in \mathcal{A}$ orthogonal auf der regulären Fläche steht, wird im Folgenden mit $\mathbf{n}_{\mathbf{z}} \in \mathcal{S}^2$ bezeichnet. Für jede Flächennormale $\mathbf{n}_{\mathbf{z}}$ ist $-\mathbf{n}_{\mathbf{z}}$ ebenfalls eine Flächennormale. Handelt es sich im Folgenden um Oberflächenbeschreibungen von realen Objekten, wird ausschließlich die nach außen gerichtete Oberflächennormale betrachtet.

Für die Bestimmung von Flächeninhalten und der Integration auf Flächen wird die *erste Fundamentalform* benötigt. Die *erste Fundamentalform* kann als Matrix $\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) = (w_{ij})$ beschrieben werden, mit den Einträgen

$$w_{ij}(\mathbf{u}) := \left\langle \frac{\partial F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})}{\partial u_i}, \frac{\partial F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})}{\partial u_j} \right\rangle \quad \text{mit } i, j \in \{1, 2\}. \quad (3.5)$$

Mittels dieser *ersten Fundamentalform* kann nun das (Lebesgue-)Integral von Funktionen $f : \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ auf der Fläche \mathcal{A} durch

$$\int_{\mathcal{A}} f \, dA := \int_{\mathcal{U}} f(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})) \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})|} \, d\mathbf{u} \quad (3.6)$$

definiert werden, wobei $|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})|$ die Determinante der *ersten Fundamentalform* ist. Der formale Ausdruck

$$dA = \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})|} \, d\mathbf{u} \quad (3.7)$$

wird im Folgenden als *Flächenelement* bezeichnet. Soll zum Ausdruck gebracht werden, dass das Flächenelement dA zum Flächenpunkt $\mathbf{z} \in \mathcal{A}$ gehört, wird dieses mit $dA(\mathbf{z})$ bezeichnet. Das Flächenelement dA ist im Folgenden für die Definition und Berechnung des Raumwinkels wichtig.

Hemisphäre

Für die Interaktion von elektromagnetischer Strahlung mit Oberflächen wird außerdem die Beschreibung der *Hemisphäre* benötigt. Sei $\mathbf{z} \in \mathcal{A}$ ein Punkt auf der regulären Fläche mit dem normierten Normalenvektor $\mathbf{n}_{\mathbf{z}} \in \mathcal{S}^2$, dann

kann die *Hemisphäre* Ω_z^+ der ausgehenden Richtungen und die *Hemisphäre* Ω_z^- der eingehenden Richtungen als

$$\Omega_z^+ := \{\mathbf{r} \in \mathcal{S}^2 \mid \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_z \rangle \geq 0\} \quad \text{und} \quad (3.8)$$

$$\Omega_z^- := \{\mathbf{r} \in \mathcal{S}^2 \mid \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_z \rangle \leq 0\} \quad (3.9)$$

definiert werden.

Raumwinkel

Ein *Raumwinkel* ω kann als ein zweidimensionaler Winkel im \mathbb{R}^3 verstanden werden. Ähnlich wie bei der Winkelmessung im Zweidimensionalen, bei der der Winkel als Strecke auf einem Einheitskreis aufgefasst werden kann, wird der *Raumwinkel* ω im Dreidimensionalen als Flächeninhalt einer Teilfläche der Einheitskugel beschrieben [Bär10]. Der *Raumwinkel* ist eine dimensionslose Größe. Zur Verdeutlichung kann dennoch die Einheit Steradian $[\omega] = \text{sr}$ angegeben werden.

Von Interesse ist häufig die Fragestellung, welchen *Raumwinkel* $\omega_{\mathcal{A}}$ eine beliebige Fläche \mathcal{A} einnimmt, wenn man sie von einem bestimmten Punkt $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ aus betrachtet. Im Folgenden wird dieser *Raumwinkel* als $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$ bezeichnet. Zur Berechnung des Raumwinkels $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$ von \mathcal{A} bezüglich \mathbf{x} wird die Fläche \mathcal{A} auf eine um \mathbf{x} verschobene Einheitskugel $\mathcal{S}_{\mathbf{x}}^2$ projiziert und integriert. Der differentielle Raumwinkel $d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})$, der von einem Flächenelement $dA(\mathbf{z})$ mit der Oberflächennormalen \mathbf{n}_z aufgespannt wird, lässt sich durch

$$d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{\langle -\mathbf{r}, \mathbf{n}_z \rangle}{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2} dA(\mathbf{z}) \quad (3.10)$$

berechnen [Bey12, Bey15], wobei $\mathbf{r} \in \mathcal{S}^2$ die normierte Richtung von \mathbf{x} nach \mathbf{z} ist:

$$\mathbf{r} = \overline{\mathbf{z} - \mathbf{x}} := \frac{\mathbf{z} - \mathbf{x}}{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|} \quad (3.11)$$

mit dem *Normierungsoperator* $\overline{\cdot}$, der einen normierten Vektor zurückliefert:

$$\overline{\mathbf{q}} := \frac{\mathbf{q}}{\|\mathbf{q}\|} \quad (3.12)$$

Der Normalenvektor \mathbf{n}_z zeigt dabei in denjenigen Halbraum, in dem \mathbf{x} liegt. Damit ergibt sich wegen der Bilinearität des Skalarprodukts

$$d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{\langle \overline{\mathbf{x} - \mathbf{z}}, \mathbf{n}_z \rangle}{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2} dA(\mathbf{z}) = \frac{\langle \mathbf{x} - \mathbf{z}, \mathbf{n}_z \rangle}{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^3} dA(\mathbf{z}). \quad (3.13)$$

Die Abbildung 3.1 zeigt die Projektion einer Fläche auf die Einheitssphäre.

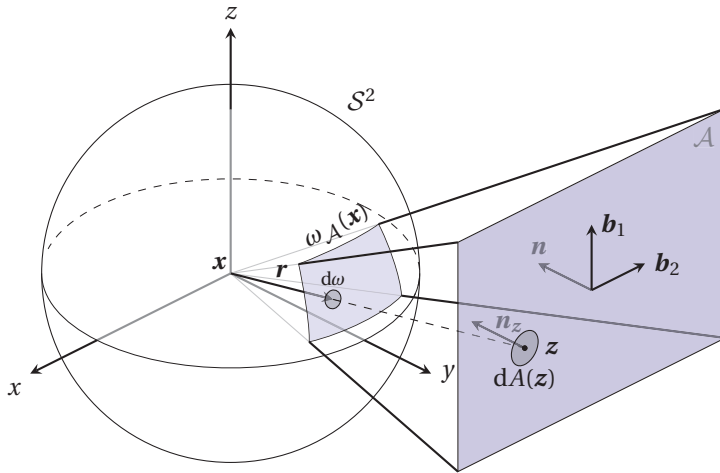


Abbildung 3.1: Darstellung des Raumwinkels. Der Raumwinkel einer Fläche \mathcal{A} ist der Flächeninhalt der auf die Einheitssphäre projizierten Fläche \mathcal{A} .

Die konkrete Berechnung des gesamten Raumwinkels $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$ hängt wegen (3.6) von der Parametrisierung $F_{\mathcal{A}}$ der Fläche \mathcal{A} ab. Im Folgenden wird die Berechnung des Raumwinkels bezüglich dreier verschiedener Flächenparametrisierungen angegeben, welche im Rahmen dieser Arbeit verwendet werden. Die Bestimmung von Flächeninhalten unter allgemeinen Parametrisierungen wird in [Bär10] dargestellt.

Raumwinkel einer ebenen Fläche mit kartesischen Koordinaten

Sei \mathcal{A} eine Hyperebene des \mathbb{R}^3 mit dem Stützvektor $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^3$, den orthonormalen Richtungsvektoren $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2 \in \mathcal{S}^2$ und

$$\begin{aligned} F_{\mathcal{A}} : \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R}^3, \\ F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) &= \mathbf{c} + u_1 \mathbf{b}_1 + u_2 \mathbf{b}_2 \end{aligned} \quad (3.14)$$

seine Parametrisierung mit den Koordinaten $\mathbf{u} = (u_1, u_2)^T$. Die Determinante der *ersten Fundamentalform* $\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$ ist somit durch

$$|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})| = \begin{vmatrix} \langle \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_1 \rangle & \langle \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2 \rangle \\ \langle \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2 \rangle & \langle \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_2 \rangle \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix} = 1 \quad (3.15)$$

gegeben. Damit lässt sich der von einer Teilebene $\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2$ aufgespannte Raumwinkel wegen (3.13) durch

$$\begin{aligned} \omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) &= \int_{\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2} \frac{\langle \mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \mathbf{n}_{\mathcal{A}} \rangle}{\|\mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})\|^3} dA(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})) \\ &= \int_{\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2} \frac{\langle \mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \mathbf{n}_{\mathcal{A}} \rangle}{\|\mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})\|^3} \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})|} d\mathbf{u} \end{aligned} \quad (3.16)$$

berechnen, wobei $\mathbf{n}_{\mathcal{A}}$ der normierte Normalenvektor der Ebene ist. Die gesamte Hyperebene nimmt den Raumwinkel

$$\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\langle \mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \mathbf{n}_{\mathcal{A}} \rangle}{\|\mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})\|^3} du_1 du_2 = 2\pi \quad (3.17)$$

ein, d. h. die Hälfte des Raumwinkels der Einheitssphäre.

Raumwinkel einer Kugelfläche in Kugelkoordinaten

Sei \mathcal{A} eine Kugeloberfläche mit dem gegebenen Radius r und dem Mittelpunkt $\mathbf{x} = (0,0,0)^T$, so lässt sich die Fläche \mathcal{A} durch

$$F_{\mathcal{A}} : [0, \pi] \times (-\pi, \pi] \rightarrow \mathbb{R}^3, \quad (3.18)$$

$$F_{\mathcal{A}}(\theta, \phi) = \begin{pmatrix} r \sin \theta \cos \phi \\ r \sin \theta \sin \phi \\ r \cos \theta \end{pmatrix} \quad (3.19)$$

parametrisieren. Damit ist die Determinante der *ersten Fundamentalform*

$$|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\theta, \phi)| = \begin{vmatrix} r^2 & 0 \\ 0 & r^2 \sin^2 \theta \end{vmatrix} = r^4 \sin^2 \theta. \quad (3.20)$$

Der Raumwinkel $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$, den eine Teilfläche einer solchen Kugeloberfläche einnimmt, kann somit durch

$$\begin{aligned} \omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) &= \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_{\phi_1}^{\phi_2} \frac{\langle \mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\theta, \phi), \mathbf{n}_{\mathcal{A}} \rangle}{\|\mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\theta, \phi)\|^2} \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})|} \, dA(F_{\mathcal{A}}(\theta, \phi)) \\ &= \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_{\phi_1}^{\phi_2} \frac{1}{r^2} \sqrt{r^4 \sin^2 \theta} \, d\phi \, d\theta = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_{\phi_1}^{\phi_2} \sin \theta \, d\phi \, d\theta \end{aligned} \quad (3.21)$$

berechnet werden. Der Raumwinkel, den die gesamte Oberfläche einer solchen Kugel einnimmt, beträgt $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) = 4\pi$ und entspricht gerade dem Raumwinkel der Einheitssphäre.

Raumwinkel einer Kugelfläche mit Kosinus-Polwinkel

Sei \mathcal{A} eine Kugeloberfläche mit dem gegebenen Radius r und dem Mittelpunkt $\mathbf{x} = (0,0,0)^T$, jedoch einer etwas anderen Parametrisierung als oben:

$$F_{\mathcal{A}} : [-1,1] \times (-\pi,\pi] \rightarrow \mathbb{R}^3, \quad (3.22)$$

$$F_{\mathcal{A}}(\mu, \phi) = \begin{pmatrix} r\sqrt{1-\mu^2}\cos\phi \\ r\sqrt{1-\mu^2}\sin\phi \\ r\mu \end{pmatrix}. \quad (3.23)$$

Der Kosinus des Winkels θ wird bei dieser Parametrisierung durch μ ersetzt. Den Raumwinkel $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x})$, den eine Teilfläche einer so parametrisierten Kugeloberfläche einnimmt, kann mittels

$$|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mu, \phi)| = \begin{vmatrix} \frac{r^2}{1-\mu^2} & 0 \\ 0 & r^2(1-\mu^2) \end{vmatrix} = r^4 \quad (3.24)$$

durch

$$\begin{aligned} \omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) &= \int_{\mu_1}^{\mu_2} \int_{\phi_1}^{\phi_2} \frac{\langle \mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mu, \phi), \mathbf{n}_{\mathcal{A}} \rangle}{\|\mathbf{x} - F_{\mathcal{A}}(\mu, \phi)\|^2} \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{A}}(\mu, \phi)|} \, dA(F_{\mathcal{A}}(\mu, \phi)) \\ &= \int_{\mu_1}^{\mu_2} \int_{\phi_1}^{\phi_2} d\phi \, d\mu \end{aligned} \quad (3.25)$$

berechnet werden. Der Raumwinkel, den die gesamte Oberfläche einer solchen Kugel einnimmt, beträgt ebenso $\omega_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}) = 4\pi$.

3.1.2 – Strahlungsfluss

Der *Strahlungsfluss* (auch Strahlungsleistung) ist die von elektromagnetischer Strahlung transportierte Energie Q pro Zeit t :

$$\Phi = \frac{dQ}{dt}. \quad (3.26)$$

Der *Strahlungsfluss* besitzt die Einheit $[\Phi] = \text{J/s} = \text{W}$. Bezieht sich der *Strahlungsfluss* auf die Strahlungsleistung, welche eine bestimmte Fläche \mathcal{A} passiert, so wird dieser mit $\Phi_{\mathcal{A}}$ bezeichnet. Die Strahlungsenergie lässt sich als das Integral des *Strahlungsflusses* über eine Zeitspanne Δt berechnen:

$$Q = \int_0^{\Delta t} \Phi \, dt . \tag{3.27}$$

Die Abbildung 3.2 stellt den *Strahlungsfluss* $\Phi_{\mathcal{A}}$ durch eine Fläche \mathcal{A} dar.

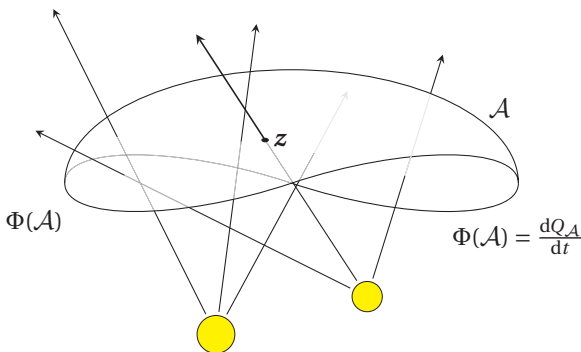


Abbildung 3.2: Der Strahlungsfluss $\Phi_{\mathcal{A}}$ ist die Leistung elektromagnetischer Strahlung, die eine Fläche \mathcal{A} passiert.

3.1.3 – Strahlstärke und Bestrahlungsstärke

Die *Strahlstärke* $I(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ an der Stelle $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ in Richtung $\mathbf{r} \in \mathcal{S}^2$ ist der *Strahlungsfluss* Φ bezogen auf den differentiellen *Raumwinkel* $d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})$:

$$I(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{d\Phi}{d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})} . \tag{3.28}$$

Soll deutlich gemacht werden, dass die *Strahlstärke* vom Punkt \mathbf{x} ausgeht, so wird diese mit $I_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ bezeichnet. Ist die eingestrahlte *Strahlstärke* gemeint,

so wird diese mit $I_{\text{in}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ bezeichnet. Die Einheit der *Strahlstärke* ist $[I] = \text{W}/\text{sr}$.

Die *Bestrahlungsstärke* $E(\mathbf{x})$ an der Stelle $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$ ist der *Strahlungsfluss* Φ bezogen auf den differentiellen Flächeninhalt $dA(\mathbf{x})$ an der Stelle \mathbf{x}

$$E(\mathbf{x}) = \frac{d\Phi}{dA(\mathbf{x})}. \quad (3.29)$$

Die Einheit der *Bestrahlungsstärke* ist $[E] = \text{W}/\text{m}^2$. Im Folgenden wird mit der $E(\mathbf{x})$ immer die eingehende *Bestrahlungsstärke* bezeichnet.

3.1.4 – Strahldichte

Die *Strahldichte* $L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ ist die in Richtung $-\mathbf{r} \in S^2$ auf das Flächenelement $dA(\mathbf{x})$ projizierte Flächendichte der *Strahlstärke* $I(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ [Bey15]

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{dI(\mathbf{x}, \mathbf{r})}{dA(\mathbf{x}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_x \rangle}, \quad (3.30)$$

wobei \mathbf{n}_x die Oberflächennormale an der Stelle \mathbf{x} des Flächenelements $dA(\mathbf{x})$ angibt. Soll deutlich gemacht werden, dass es sich um eine ausgehende *Strahldichte* handelt, wird diese mit $L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ bezeichnet. Eingehende *Strahldichten* erhalten die Bezeichnung $L_{\text{in}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$. Stellt man die *Strahldichte* in Bezug zum *Strahlungsfluss*, so erhält man:

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{d^2\Phi}{dA(\mathbf{x}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_x \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})}. \quad (3.31)$$

Die *Strahldichte* ist am ehesten das, was man mit einem durch das Flächenelement $dA(\mathbf{x})$ gehenden Lichtstrahl oder Strahlenbündel assoziieren kann. Die Abbildung 3.3 stellt die *Strahldichte* und deren Größen dar.

In der geometrischen Strahlenoptik bildet sie die Grundlage für die Modellierung für die Interaktion von Licht mit Materie. Sie besitzt die Einheit $[L] = \text{W}/\text{m}^2 \text{sr}$. Ausgehend von der *Strahldichte* kann die *Strahlstärke* durch Integration über die Projektionsfläche $\langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_x \rangle dA(\mathbf{x})$ ermittelt werden:

$$I(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \int_{\mathcal{A}} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_x \rangle dA(\mathbf{x}). \quad (3.32)$$

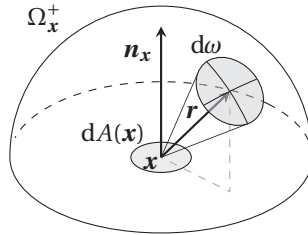


Abbildung 3.3: Die Strahldichte kann mit einem einzelnen Lichtstrahl einer gewissen Stärke assoziiert werden, der von einem Punkt x in die Richtung r strahlt.

Die *Bestrahlungsstärke* kann durch

$$E(\mathbf{x}) = \int_{\Omega_{\mathbf{x}}^+ \subset S^2} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \quad (3.33)$$

berechnet werden. Auch der *Strahlungsfluss* durch eine Fläche \mathcal{A} kann aus der *Strahldichte* ermittelt werden. Dazu integriert man die *Strahldichte* über den Raumwinkel und die entsprechende Fläche

$$\Phi_{\mathcal{A}} = \int_{\mathcal{A}} \int_{\Omega_{\mathbf{x}}^+} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) dA. \quad (3.34)$$

Im Folgenden soll, wenn von einem Lichtstrahl die Rede ist, damit ein Strahlenbündel gemeint sein, der durch ein gewisses Flächenelement geht, eine gewisse Richtung hat und dessen Stärke der Strahldichte entspricht. Außerdem soll unter dem Lichtfeld diejenige Funktion verstanden werden, die jedem Punkt und jeder Richtung innerhalb der betrachteten Szene die entsprechende Strahldichte zuordnet.

Interaktion von Licht

3.2

Für den leeren Raum (Vakuum) gilt, dass die Strahlenbündel diesen Raum traversieren, ohne beeinflusst zu werden. Für die Ausbreitung im Vakuum gilt daher

$$\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 \quad \forall \mathbf{r} \in \mathcal{S}^2 \quad \forall \tau \in \mathbb{R} : L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) . \quad (3.35)$$

Sobald ein Strahlenbündel allerdings auf eine Oberfläche trifft oder ein optisch aktives Medium passiert, verändert sich damit auch die Ausbreitung der Strahlenbündel.

In diesem Abschnitt werden die Interaktionen von Strahlenbündeln mit Materie betrachtet, die für die Modellierung der Bildentstehung von Unterwasserbildern relevant sind. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Oberflächeneffekt der Reflexion und die Volumeneffekte Absorption und Streuung betrachtet.

3.2.1 – Reflexion

Trifft ein Strahlenbündel auf eine Oberfläche, so wird dieses i. A. teilweise reflektiert. Bei der idealen spekularen Reflexion gilt das Reflexionsgesetz, bei dem der Ausfallwinkel des reflektierten Strahlenbündels dem Einfallswinkel entspricht und beide Strahlbündel eine zur Oberfläche orthogonale Ebene aufspannen. Für die Richtung $\mathbf{r}_{\text{out}} \in \Omega_{\mathbf{x}}^+$ des ausgehenden Strahlenbündels gilt:

$$\mathbf{r}_{\text{out}} = \mathbf{r}_{\text{in}} + 2 \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle \mathbf{n}_{\mathbf{x}} , \quad (3.36)$$

wobei $\mathbf{n}_{\mathbf{x}} \in \mathcal{S}^2$ die normierte Oberflächennormale und $\mathbf{r}_{\text{in}} \in \Omega_{\mathbf{x}}^-$ die Richtung des eingehenden Strahlenbündels ist (Abbildung 3.4). Die ausgehende *Strahldichte* L_{out} ist dabei proportional zur eingehenden.

$$L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \rho L_{\text{in}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (3.37)$$

Für alle anderen Richtungen $\mathbf{r}' \neq \mathbf{r}_{\text{out}}$ gilt $L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}') = 0$. Wegen der Energieerhaltung ist $\rho \in [0, 1]$.

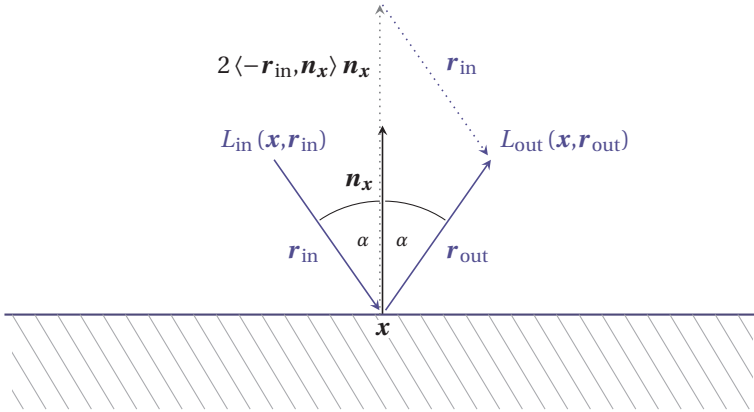


Abbildung 3.4: Bei der spekularen Reflexion wird das eingehende Strahlbündel in nur eine einzige Richtung reflektiert. Der Einfallswinkel α bezüglich der Flächennormale \mathbf{n}_x entspricht dabei dem Ausfallswinkel.

Bei der idealen diffusen Reflexion (*Lambert'sche Reflexion*) ist die ausgehende *Strahldichte* L_{out} über alle *Raumwinkel* identisch und proportional zur eingehenden *Bestrahlungsstärke*

$$L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \rho E(\mathbf{x}), \quad (3.38)$$

wobei $\rho \in [0, 1/\pi]$.

Für eine allgemeine Reflektanzmodellierung wird häufig die bidirektionale Reflektanzverteilungsfunktion (engl. **bidirectional reflectance distribution function**; BRDF) benutzt. Diese beschreibt die lokalen Reflexionseigenschaften einer Oberfläche \mathcal{A} an der Stelle $\mathbf{x} \in \mathcal{A}$. Die BRDF kann folgendermaßen definiert werden:

$$\rho : \mathcal{A} \times \Omega_{\mathbf{x}}^- \times \Omega_{\mathbf{x}}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+ \quad (3.39)$$

$$\rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) := \frac{dL_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}})}{L_{\text{in}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_x \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}})}, \quad (3.40)$$

wobei \mathbf{n}_x die normierte Oberflächennormale am Punkt \mathbf{x} ist. Die BRDF $\rho(\cdot)$ besitzt einen 6-dimensionalen Definitionsbereich¹. Die ausgehende reflektierte *Strahldichte* $L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}})$ lässt sich durch Integration über die Hemisphäre Ω_x^- berechnen:

$$L_{\text{out}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \int_{\Omega_x^- \subset \mathcal{S}^2} \rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) L_{\text{in}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_x \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (3.41)$$

Eine reale BRDF erfüllt neben der Nicht-Negativität [Nic77]

$$\rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) \geq 0 \quad (3.42)$$

auch die Helmholtz-Reziprozität

$$\rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{out}}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \quad (3.43)$$

und die Energieerhaltung

$$\forall \mathbf{r}_{\text{in}} \in \Omega_x^- : \int_{\Omega_x^+ \subset \mathcal{S}^2} \rho(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) \langle \mathbf{r}_{\text{out}}, \mathbf{n}_x \rangle d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}}) \leq 1 . \quad (3.44)$$

Reflexionseigenschaften unter Wasser

Natürlich gibt es unter Wasser verschiedene Materialien mit den verschiedensten Reflexionseigenschaften. Jedoch setzen sich unter natürlichen Bedingungen auf jeder Oberfläche, die sich unter Wasser befindet, schon nach kurzer Zeit Partikel fest. Dies können Ablagerungen von Mineralien oder organischen Stoffen sein. Dazu zählt auch der Algenbewuchs, der sich schon nach kurzer Zeit ausbreitet. Aus diesem Grund werden stark spekulare reflektierende Flächen schnell matt und verlieren ihr Reflexionsvermögen. In erster Näherung kann das Reflektanzverhalten vieler Flächen, die sich längere Zeit unter Wasser befinden, mittels einer *Lambert'schen* Reflexion beschrieben werden.

¹ Betrachtet man außerdem spektrale Abhängigkeiten, so ist die spektrale BRDF auf einem 7-dimensionalen Träger definiert.

3.2.2 – Refraktion

Refraktion oder auch Brechung wird verursacht durch räumliche Änderungen der Lichtgeschwindigkeit. Dies ist oft an Phasengrenzen transparenter Materialien der Fall. Durch die Änderung der materialabhängigen Lichtgeschwindigkeit tritt auch eine Änderung der Ausbreitungsrichtung einer Welle auf. In der geometrischen Optik macht sich dies durch eine Richtungsänderung des betrachteten Lichtstrahles an Phasenübergängen bemerkbar. Die Richtungsänderung wird vom Brechungsgesetz

$$\eta_1 \sin \theta_1 = \eta_2 \sin \theta_2 \quad (3.45)$$

beschrieben. Dabei sind η_1, η_2 die materialabhängigen sog. *Brechungsindizes* und θ_1, θ_2 die zur Normalen der Trennebene hin gemessenen Ein- bzw. Ausfallswinkel. Dabei sind die Richtungen des eingehenden Lichtstrahls, des ausgehenden Lichtstrahls und die Oberflächennormale \mathbf{n} koplanar. Abbildung 3.5 stellt die einzelnen Größen dar.

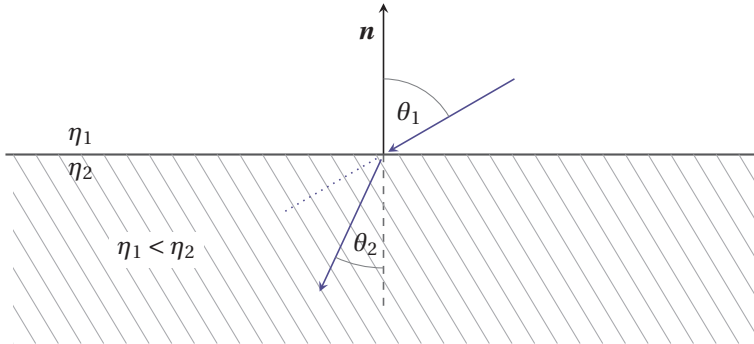


Abbildung 3.5: Darstellung der Refraktion an einer Phasengrenze. Der Ein- bzw. Ausfallswinkel hängt von den Brechungsindizes der beteiligten Medien ab und wird über das Brechungsgesetz (3.45) beschrieben.

Beim Übergang von einem Medium mit kleinerem Brechungsindex in ein Medium mit größerem Brechungsindex wird die Änderung der Richtung des Lichtstrahls umso größer, je flacher der Lichtstrahl auf die Oberfläche trifft.

Refraktionseigenschaften von Wasser

Die Refraktionseigenschaften sind materialabhängige Eigenschaften, die aber auch innerhalb des Materials variieren. Der Brechungsindex von Wasser ist beispielsweise unter anderem abhängig von der Wellenlänge, dem Salzgehalt (Salinität), der Temperatur und dem Druck [Mob94]. Austin und Halikas führten 1976 eine ausgedehnte Literaturstudie zu diesem Thema durch [Aus76]. Es besteht folgender grundsätzlicher Zusammenhang: Mit steigender Temperatur oder Wellenlänge sinkt der Brechungsindex. Mit steigendem Salzgehalt oder Druck steigt der Brechungsindex. In [Aus76] sind die genauen Zusammenhänge tabellarisch festgehalten.

Im Bereich des sichtbaren Spektrums und üblicher Bedingungen von Gewässern schwankt der Brechungsindex von Wasser zwischen 1,329 und 1,367 [Mob94]. Der Brechungsindex schwankt also weniger als 3%.

3.2.3 – Absorption

Traversieren Strahlenbündel sog. partizipierende Medien, so reduziert sich deren *Strahldichte*. Ein Teil der Strahlung wird von den im Medium vorhandenen Teilchen absorbiert. Elektromagnetische Energie wird dabei in andere Energieformen umgewandelt und damit dem Lichtfeld entzogen. Die durch *Absorption* erzeugte Änderung der Strahldichte am Punkt \mathbf{x} ist dabei proportional zur Strahldichte $L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ [Cha60, Mob94]

$$\mathbf{r}^\top \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = -a(\mathbf{x}) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) , \quad (3.46)$$

wobei ∇ der Nabla-Operator

$$\nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial z} \right)^\top \quad (3.47)$$

und $\mathbf{r} \in \mathcal{S}^2$ ist. Der Proportionalitätsfaktor $a(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^+$ wird *Absorptionskoeffizient* genannt. Der *Absorptionskoeffizient* ist materialabhängig und kann sich damit auch ortsabhängig verändern.

Betrachtet man die Veränderung der *Strahldichte* entlang einer Strecke der Länge τ , so kann die Differentialgleichung in (3.46) aufgelöst werden zu

$$L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\int_0^\tau a(\mathbf{x} + s \mathbf{r}) ds} . \quad (3.48)$$

Betrachtet man nur homogene Medien mit

$$a(\mathbf{x}) \equiv a , \quad (3.49)$$

so ergibt sich aus (3.48)

$$L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\tau a} . \quad (3.50)$$

Absorption in Wasser

Traversieren Strahlenbündel das Medium Wasser, so werden diese durch den Mechanismus der Absorption abgeschwächt. Verantwortlich für die Absorption in Wasser sind Wassermoleküle, im Wasser gelöste Stoffe, in Suspension befindliche Teilchen oder größere Schwebstoffe¹. Der resultierende Absorptionskoeffizient ergibt sich durch die Addition der Absorptionskoeffizienten der Einzelkomponenten, welche linear von deren Konzentrationen abhängen. Dabei sind die Absorptionen von der Wellenlänge des Strahlenbündels abhängig. Soll die Abhängigkeit von der Wellenlänge zum Ausdruck gebracht werden, so wird der Absorptionskoeffizient mit a_λ bezeichnet.

Betrachtet man die Absorption von Wasser in Abhängigkeit von der Wellenlänge, so kann man feststellen, dass Wasser für das visuelle Spektrum der elektromagnetischen Strahlung die geringsten Absorptionen aufweist. Außerhalb des visuellen Spektrums steigt die Absorption stark an, so dass sich diese Teile des Spektrums nicht für die Unterwasser-Bildgewinnung eignen. Außerdem fällt auf, dass der ‚rote‘ Teil des visuellen Spektrums stärker absorbiert wird, weshalb Unterwasserbilder oft bläulich sind. Abbildung 3.6 zeigt die wellenlängenabhängige Absorption von Wasser.

Schwebstoffe oder im Wasser gelöste Stoffe verstärken die Absorption. Messungen [Mob94, Aus76, Jon11, Wož07] haben gezeigt, dass die Absorption von Meerwasser neben der in Abbildung 3.6 gezeigten Absorption vor allen

1 Auch als Meeresschnee bezeichnet.

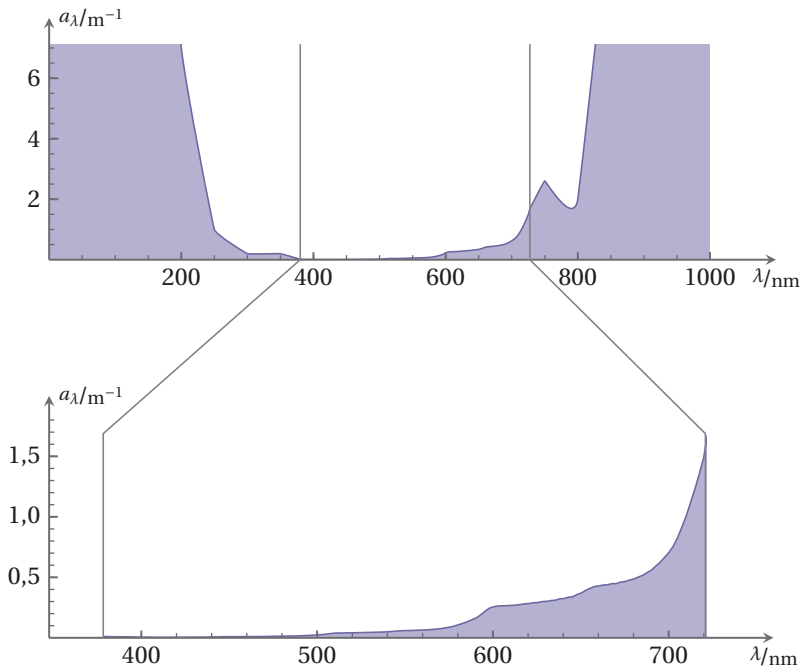


Abbildung 3.6: Darstellung des wellenlängenabhängigen Absorptionskoeffizienten von reinem Wasser. Die Absorption des Wassers besitzt gerade im Bereich des visuellen Spektrums ihre kleinsten Werte.

Dingen durch Phytoplankton, andere organische Schwebstoffe und gelöste Stoffe wie Mineralen hervorgerufen werden. Dabei zeigen die Absorptionskoeffizienten der im Wasser befindlichen Teilchen [Roe89, Jon11] einen Anstieg zu kleineren Wellenlängen hin, so dass mit der Konzentration der Teilchen der Grünstich in Unterwasseraufnahmen steigt¹.

¹ Das Wasser absorbiert den ‚rötlichen‘ und die natürlichen Schwebstoffe den ‚bläulichen‘ Teil des visuellen Spektrums, so dass der ‚grünliche‘ Teil übrig bleibt.

3.2.4 – Streuung

Beim Strahlentransport durch partizipierende Medien tritt neben der Absorption noch ein anderer Effekt auf: die *Streuung*. Dabei wird ein Strahlenbündel aufgeteilt und in verschiedene Richtungen verteilt. In der geometrischen Optik kann dies mittels der sog. *Volumenstreuungsfunktion* (engl. volume scattering function; VSF) modelliert werden. Die formale Definition der VSF lautet [Jon11]:

$$\beta: \mathbb{R}^3 \times \mathcal{S}^2 \times \mathcal{S}^2 \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$\beta(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \frac{dI(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{out}})}{E(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) dA(\mathbf{x}) ds}, \quad (3.51)$$

wobei ds ein differentielles Streckenelement ist. In den meisten Medien¹ ist die VSF rotationssymmetrisch (*isotrop*), das heißt sie hängt nur vom Winkel zwischen der Richtung \mathbf{r}_{in} des eingehenden Strahlenbündels und der Richtung \mathbf{r}_{out} des ausgehenden Strahlenbündels ab und kann damit durch

$$\beta(\mathbf{x}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}}) = \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}} \rangle) \quad (3.52)$$

beschrieben werden. Im Folgenden wird nur noch die *isotrope Streuung* betrachtet.

Man kann zwischen dem Vorgang der Einstreuung (engl. *inscattering*) und dem der Ausstreuung (engl. *outscattering*) unterscheiden. Dadurch, dass ein Strahlbündel an einer Stelle \mathbf{x} in Richtung \mathbf{r} gestreut wird, wird dieses zunächst gedämpft. Diesen Vorgang nennt man Ausstreuung und ist, wie die Absorption, proportional zur Strahldichte

$$\mathbf{r}^\top \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = -b(\mathbf{x}) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}), \quad (3.53)$$

wobei, analog zum Absorptionskoeffizienten, $b(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^+$ *Streukoeffizient* genannt wird. Wie in (3.48) kann diese Differentialgleichung aufgelöst werden zu

$$L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\int_0^\tau b(\mathbf{x} + s\mathbf{r}) ds}. \quad (3.54)$$

¹ Bei kristallinen partizipierenden Medien mit einem festen Strukturgitter ist die VSF nicht rotationssymmetrisch. Diese nennt man dann *anisotrop*.

Für homogene Medien gilt mit $b(\mathbf{x}) \equiv b$:

$$L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\tau b} . \quad (3.55)$$

Bei der Einstreuung steigt die *Strahldichte* am Punkt \mathbf{x} in Richtung \mathbf{r} durch am gleichen Punkt vorhandene Strahldichten in anderen Richtungen. Die Zunahme durch Einstreuung kann beschrieben werden als

$$\mathbf{r}^\top \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \int_{S^2} \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (3.56)$$

Zusammen mit der Einstreuung (3.53) ergibt sich für die *Streuung*

$$\mathbf{r}^\top \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = -b(\mathbf{x}) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \int_{S^2} \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (3.57)$$

Da die Streuung den Betrag der Strahlungsenergie an sich nicht verändert, muss wegen der Energieerhaltung für isotrope Medien¹ folgender Zusammenhang gelten:

$$\forall \mathbf{r} : b(\mathbf{x}) = \int_{S^2} \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (3.58)$$

Für eine völlig diffuse *Streuung*² folgt

$$\beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) = \frac{b(\mathbf{x})}{4\pi} . \quad (3.59)$$

Ist lediglich die Form der Streuung von Interesse, so wird dazu häufig die sog. *Phasenfunktion* (engl. *phase function*) verwendet:

$$\tilde{\beta}(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}} \rangle) = \frac{1}{b(\mathbf{x})} \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r}_{\text{out}} \rangle) . \quad (3.60)$$

1 Für anisotrope Materialien kann es für verschiedene Richtungen verschiedene Streukoeffizienten geben.

2 Milchemulsionen besitzen näherungsweise diffuses Streuverhalten.

In Abbildung 3.7 sind zwei verschiedene Phasenfunktionen dargestellt: Die Phasenfunktion der Rayleigh-Streuung und die Henyey-Greenstein-Phasenfunktion, auf die später noch eingegangen wird.

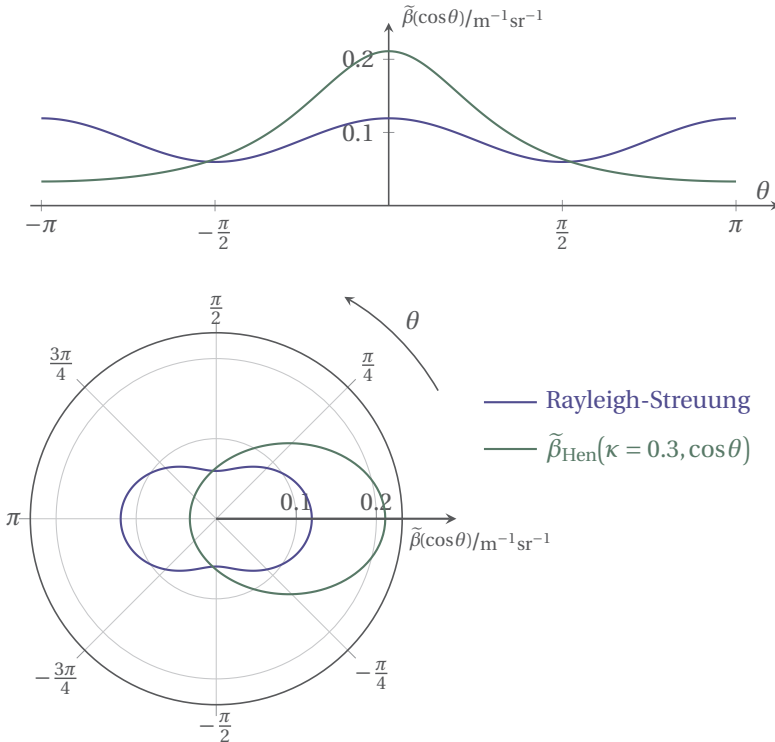


Abbildung 3.7: Darstellung der Phasenfunktion der Rayleigh-Streuung und der Henyey-Greenstein-Phasenfunktion.

Streuung in Wasser

Die exakte Vermessung der VSF von Wasser stellt eine große Herausforderung dar [Mob94, Mob95]. Um genaue Messungen zu garantieren, müssen diese in

situ¹ erfolgen [Lee03]. Zum Beispiel bereitet der immense Dynamikumfang der gestreuten *Strahldichte*², die Anfälligkeit gegenüber Umgebungslicht und die exakte Bestimmung des Streuvolumens bei kleinen Streuwinkeln in der Praxis Schwierigkeiten, um nur einige der auftretenden Probleme zu nennen. Daher ist die Messung der VSF bis heute noch Teil der Forschung und noch nicht zufriedenstellend gelöst. Außerdem ist das Ergebnis der Messung, ähnlich wie bei der Messung der BRDF, abhängig vom betrachteten Messfleck bzw. Messvolumen.

Die umfangreichste und am sorgsamsten durchgeführte Messreihe [Mob94] der Streuung von Meerwasser kann im Bericht [Pet72, Tyl77] gefunden werden. Diese Messungen haben gezeigt, dass vor allem der Streukoeffizient b_λ von der Wellenlänge und der Zusammensetzung des Meerwassers abhängt. Die Form der Streuung (*Phasenfunktion*) variiert jedoch im Allgemeinen für natürliche Wasservorkommen meist kaum. In klarem Wasser überwiegt die durch Absorption verursachte Dämpfung der Strahlenbündel. In trübem Meerwasser ist der Streukoeffizient jedoch um ein Vielfaches größer als der Absorptionskoeffizient. Abbildung 3.8 zeigt beispielhaft einige Messungen von *Phasenfunktionen* bei einer Wellenlänge von $\lambda = 514 \text{ nm}$.

Die Messungen der *Phasenfunktion* und die Erkenntnis, dass sich diese für verschiedene Meerwasserproben wenig ändert, wurde zum Anlass genommen, diese durch parametrische Funktionen zu approximieren. Eine der bekanntesten Approximationen der *Phasenfunktion* stellt die *Henye-Greenstein-Phasenfunktion*

$$\begin{aligned} \tilde{\beta}_{\text{Hen}} &: (-1,1) \times [-1,1] \rightarrow \mathbb{R} \\ \tilde{\beta}_{\text{Hen}}(\kappa, \mu) &:= \frac{1}{4\pi} \frac{1 - \kappa^2}{(1 + \kappa^2 - 2\kappa\mu)^{3/2}} \end{aligned} \quad (3.61)$$

dar, wobei μ der Kosinus des Streuwinkels ist und $\kappa \in (-1,1)$ einen freien Parameter darstellt. Für $\kappa = 0$ ist die Streuung diffus, wohingegen mit Parameter $\kappa > 0$ die Streuung in Ausbreitungsrichtung gerichtet ist. Eine präzisere Approximation für natürliches Wasser, die Werte für kleine Winkel besser

1 Messungen, die nicht in situ erfolgen besitzen immer Phasenübergänge zwischen den einzelnen Medien, an denen Refraktionen und Reflexionen auftreten, die die Messung verfälschen und um ein Vielfaches höher sind als die zu messende Streuung.

2 In natürlichen Gewässern beträgt dieser in der Regel etwa 6 Größenordnungen.

beschreibt, ist die *Fournier-Forand-Phasenfunktion* [Fou94], die jedoch komplexer ist und mehr freie Parameter besitzt. In Abbildung 3.8 ist eine Henyey-Greenstein Phasenfunktion im Vergleich mit den gemessenen Daten von Petzold zu sehen.

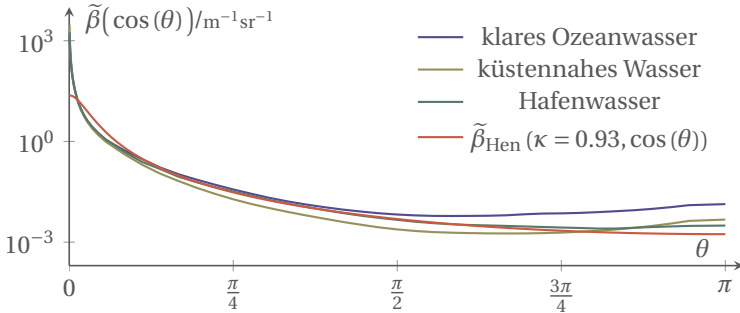


Abbildung 3.8: Von Petzold [Pet72] gemessene Phasenfunktionen für klares Ozeanwasser (bei den Bahamas), küstennahes Ozeanwasser (am San Pedro Kanal, Kalifornien) und trübes Hafenwasser (im Hafen von San Diego, Kalifornien). Die Phasenfunktionen sind fast gleich und lassen sich durch die Henyey-Greenstein-Phasenfunktion annähern.

3.2.5 – Dämpfung und optische Dicke

Wegen ihrer gleichen Wirkung bzgl. der Dämpfung werden Absorptions- und Streukoeffizient oft als Dämpfungskoeffizient

$$c(\mathbf{x}) := a(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x}) \tag{3.62}$$

zusammengefasst. Die Lösung der vereinigten Differentialgleichungen (3.46) und (3.53) für homogene Medien ergibt das *Lambert-Beer'sche Gesetz*

$$L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\tau c} = L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) e^{-\tau(b+a)}. \tag{3.63}$$

Eng in Zusammenhang mit der Dämpfung steht der Begriff der optischen Dicke, welche ein dimensionsloses Maß für die Durchlässigkeit eines Mediums für elektromagnetische Wellen ist. Die optische Dicke ℓ kann für ein homogenes Medium durch die Multiplikation einer Strecke mit dem Dämpfungskoeffizienten [Mob94] berechnet werden: $\ell = \tau c$.

Die Abnahme $p_\ell(\ell) := e^{-\ell}$ der *Strahldichte* über die optische Dicke kann wegen

$$p_\ell(\ell) > 0 \quad \text{und} \\ \int_0^\infty p_\ell(\ell) \, d\ell = 1 \quad (3.64)$$

für $\ell > 0$ als Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion interpretiert werden. Die *mittlere Pfadlänge*, die ein Photon innerhalb eines Mediums zurücklegt, ohne absorbiert oder gestreut zu werden, kann mittels des Erwartungswertes über ℓ ermittelt werden [Mob94]:

$$E\{\ell\} = \int_0^\infty \ell p_\ell(\ell) \, d\ell = 1. \quad (3.65)$$

Damit passiert ein Photon im Mittel genau eine optische Dicke, bevor es absorbiert oder gestreut wird. Daraus ergibt sich eine *mittlere Pfadlänge* von $\tau = 1/c$. Dieser Zusammenhang kann für die Monte-Carlo-Simulation von Strahlentransporten genutzt werden.

Die Dämpfung c lässt sich wegen (3.63) einfach bestimmen. Die Bestimmung des Absorptionskoeffizienten a und des Streukoeffizienten b aus c lässt sich nicht so leicht durchführen. Der Absorptionskoeffizient lässt sich nur durch die Abnahme der Energie des Lichtfeldes ermitteln. Streuende Medien können aber diese Messung verfälschen, da die gestreuten Lichtpfade eventuell unterschiedliche Pfadlängen aufweisen und dadurch auch die Absorption beeinflusst wird. Kann man jedoch den Absorptionskoeffizienten robust messen, so lässt sich der Streukoeffizient durch $b = c - a$ ermitteln. Der Streukoeffizient hingegen lässt sich nur über die Integration der VSF über die Raumwinkel (3.58) ermitteln. Mit dem Streukoeffizienten lässt sich im Prinzip mit $a = c - b$ der Absorptionskoeffizient ermitteln. Da die Bestimmung der VSF generell sehr schwierig ist und für das Streuverhalten von Flüssigkeiten noch nicht ausreichend erforscht ist, ist auch die damit erzielte Koeffizientenbestimmung oft mit großen Fehlern verbunden.

3.3 Strahlentransportgleichung

Die *Strahlentransportgleichung* (engl. radiative transfer equation; RTE) beschreibt die differentielle Veränderung der *Strahldichte* innerhalb partizipierender Medien. Ein Strahlenbündel $L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ an der Stelle \mathbf{x} , das ein differentielles Volumenelement passiert, wird durch *Absorption* und *Ausstreung* verringert, nimmt aber im Gegenzug durch *Einstreuung* und durch Emission $L_{\text{emit}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ des Volumenelements zu. Abbildung 3.9 verdeutlicht die verschiedenen Mechanismen, die zur RTE führen. Setzt man nun die verschiedenen

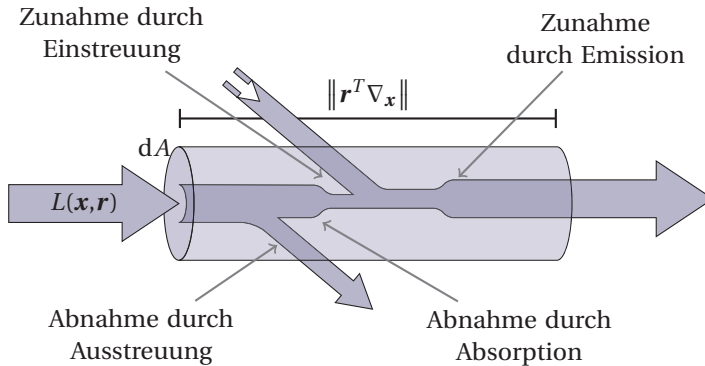


Abbildung 3.9: Darstellung der Einflüsse der Strahlentransportgleichung. Die Mechanismen des Strahlentransportes in partizipierenden Medien sind die Abnahme der Strahldichte durch Ausstreung und Absorption und die Zunahme durch Einstreuung und Emission.

1 Vernachlässigt wird der Vorgang der sog. inelastischen Streuung, unter welche die Phänomene der Fluoreszenz und der Luminiszenz fallen.

Einflüsse¹ zusammen, so ergibt sich aus (3.46), (3.53) und (3.56) die *Strahlentransportgleichung* (RTE) [Mob94, Cha60]

$$\mathbf{r}^T \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = - (a(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x})) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \int_{\mathcal{S}^2} \beta(\mathbf{x}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) + L_{\text{emit}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}), \quad (3.66)$$

bzw. für homogene Medien

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^T \nabla L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) &= - (a + b) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \\ &\int_{\mathcal{S}^2} \beta(\langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) + L_{\text{emit}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \\ &= -cL(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \\ &\int_{\mathcal{S}^2} \beta(\langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) + L_{\text{emit}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}). \end{aligned} \quad (3.67)$$

Die formale Lösung der Strahlentransportgleichung (3.66) kann durch

$$\begin{aligned} L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) &= e^{-\int_0^\tau c(\mathbf{x} + \nu \mathbf{r}) d\nu} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \\ &\int_0^\tau e^{-\int_s^\tau c(\mathbf{x} + \nu \mathbf{r}) d\nu} \int_{\mathcal{S}^2} \beta(\mathbf{x} + s\mathbf{r}; \langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x} + s\mathbf{r}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) ds + \\ &\int_0^\tau e^{-\int_s^\tau c(\mathbf{x} + \nu \mathbf{r}) d\nu} L_{\text{emit}}(\mathbf{x} + s\mathbf{r}, \mathbf{r}) ds \end{aligned} \quad (3.68)$$

und für homogene Medien¹ (3.67) durch

$$\begin{aligned}
 L(\mathbf{x} + \tau \mathbf{r}, \mathbf{r}) = & e^{-\tau c} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + \\
 & \int_0^\tau e^{-(\tau-s)c} \int_{S^2} \beta(\langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{r} \rangle) L(\mathbf{x} + s\mathbf{r}, \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}_{\text{in}}) ds + \\
 & \int_0^\tau e^{-(\tau-s)c} L_{\text{emit}}(\mathbf{x} + s\mathbf{r}, \mathbf{r}) ds
 \end{aligned} \tag{3.69}$$

beschrieben werden. Diese Gleichung ist eine rekursive Integrationsgleichung, für die es keine allgemeine geschlossene Lösung gibt [Mob94]. Es existieren nur sehr wenige Fälle, in denen eine geschlossene Lösung existiert. [Nar04] beschreiben eine Lösung des Problems für ein unendlich ausgedehntes Medium mit einer Lambert'sch emittierenden Punktlichtquelle und einer speziellen VSF, wobei nur analytische Lösungen für Lauflängen größer einer optischen Dicke existieren. Wegen dieser Einschränkung spielt diese analytische Lösung für die Bildrestauration von Bildern, die unter Wasser aufgenommen werden, nur eine untergeordnete Rolle.

Da die Absorption und die Streuung wellenlängenabhängig sind, verändern sich auch die Werte des Absorptions- bzw. Streukoeffizienten und die Form der Streuung. Damit ändern sich auch die Werte der Strahldichte für verschiedene Wellenlängen. Diese können aber für jede Wellenlänge gesondert betrachtet werden, da die einzelnen Lichtstrahlen verschiedener Wellenlängen nicht miteinander interagieren². Das Lichtfeld kann also für jede Wellenlänge einzeln berechnet werden.

3.4 Computergraphik

Der Strahlentransport ist für die Computergraphik eine ihrer Kernthemen. Die photo-realistische Simulation von Bildern basiert auf den physikalischen

¹ Homogen in Bezug zur Absorption und Streuung.

² Betrachtet man Fluoreszenz und Luminiszenz, so gilt dieser Zusammenhang nicht mehr.

Gesetzmäßigkeiten der Reflexion, Refraktion, Absorption und Streuung, wie sie in den vorangegangenen Kapiteln beschrieben wurden.

In der Computergraphik haben sich zwei verschiedene Ansätze zur Approximation des geometrischen Strahlentransportes gebildet. Die sog. *Radiosity* Methoden basieren auf den Modellen der Differentialgleichungen und versuchen, das globale Lichtfeld zu berechnen. Auf der anderen Seite existieren Verfahren des Raytracings, welche auf der Integralform des Strahlentransportes basieren und blickwinkelabhängig die Strahldichten approximieren. Da Radiosity-Methoden nicht oder nur eingeschränkt spiegelnde und transparente Materialien abbilden können, haben sich in den letzten Jahren hauptsächlich Methoden des Raytracings durchgesetzt. Diese basieren auf den sog. *Rendergleichungen*.

3.4.1 – Rendergleichungen

Die erste Formulierung der Rendergleichungen wurde im Jahre 1986 von Jim Kajiya [Kaj86] veröffentlicht. Diese galt zunächst nur für ein nicht-interagierendes Medium. Die Rendergleichungen, welche zur Berechnung des Strahlentransportes benutzt werden, basieren auf den Formulierungen (3.41) der BRDF und auf der Transportgleichung (Kapitel 3). Die Lösungen des Strahlentransportes können für allgemeine Szenen durch ihre rekursive Form stets nur approximiert werden.

Beim *Raytracing* werden die Rendergleichungen so umformuliert, dass Strahlenpfade von der Kamera über verschiedene Reflexions- oder Streuereignisse bis zu einer Lichtquelle ‚verfolgt‘ werden. Über die Integration der beitragenden Strahldichten der einzelnen Pfade errechnet sich dann der Gesamtwert des entsprechenden Bildpunktes. Es werden also Pfade der Lichtausbreitung aufgestellt und deren resultierende Strahldichte berechnet. An jedem Knotenpunkt eines Pfades agiert der Lichtstrahl in Form von Reflexion, Absorption oder Streuung und wird dadurch in seiner Strahldichte verändert. Für den Fall einer Szene ohne partizipierende Medien wird im Folgenden die Rendergleichung so aufgelöst, dass dieser ‚Pfadverfolgungsansatz‘ sichtbar wird.

Ausgehend von der Rendergleichung (3.41) wird zunächst die Raumwinkelabhängigkeit eliminiert, indem die Berechnung des Raumwinkels auf die abgebildete Fläche \mathcal{Z} bezogen wird (3.13).

$$\begin{aligned}
 L_{\text{out}}\left(\mathbf{x}^{(1)}; \mathbf{r}_{\text{out}}^{(1)}\right) &= L_{\text{out}}\left(\mathbf{x}^{(1)}; \overline{\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}}\right) = \\
 &\int_{\Omega_{\mathbf{x}^{(1)}}^-} \rho\left(\mathbf{x}^{(1)}; \mathbf{r}_{\text{in}}^{(1)}, \overline{\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}}\right) L_{\text{in}}\left(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{r}_{\text{in}}^{(1)}\right) \left\langle -\mathbf{r}_{\text{in}}^{(1)}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}^{(1)}} \right\rangle d\omega\left(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{r}_{\text{in}}^{(1)}\right) = \\
 &\int_{\mathcal{Z}} \rho\left(\mathbf{x}^{(1)}; \overline{\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(2)}}, \overline{\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}}\right) L_{\text{out}}\left(\mathbf{x}^{(2)}, \overline{\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(2)}}\right) \left\langle \overline{\mathbf{x}^{(2)} - \mathbf{x}^{(1)}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}^{(1)}} \right\rangle \cdot \\
 &\frac{\left\langle \overline{\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(2)}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}^{(2)}} \right\rangle}{\|\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(2)}\|^2} dA\left(\mathbf{x}^{(2)}\right). \tag{3.70}
 \end{aligned}$$

Diese Formulierung kann aufgelöst werden, indem L_{in} rekursiv ersetzt wird. Für die Auflösung der Gleichung bis zu einer Rekursionstiefe von n ergibt sich damit:

$$\begin{aligned}
 L_{\text{out}}\left(\mathbf{x}^{(1)}; \overline{\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}}\right) &= \\
 &\underbrace{\int_{\mathcal{Z}} \dots \int_{\mathcal{Z}}}_{n-1} L_{\text{out}}\left(\mathbf{x}^{(n)}, \overline{\mathbf{x}^{(n-1)} - \mathbf{x}^{(n)}}\right) \prod_{m=1}^{n-1} \rho\left(\mathbf{x}^{(m)}; \overline{\mathbf{x}^{(m)} - \mathbf{x}^{(m+1)}}, \overline{\mathbf{x}^{(m-1)} - \mathbf{x}^{(m)}}\right) \cdot \\
 &\left\langle \overline{\mathbf{x}^{(m)} - \mathbf{x}^{(m+1)}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}^{(m)}} \right\rangle \frac{\left\langle \overline{\mathbf{x}^{(m)} - \mathbf{x}^{(m+1)}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}^{(m+1)}} \right\rangle}{\|\mathbf{x}^{(m)} - \mathbf{x}^{(m+1)}\|^2} dA\left(\mathbf{x}^{(2)}\right) \dots dA\left(\mathbf{x}^{(n)}\right). \tag{3.71}
 \end{aligned}$$

Die Abbildung 3.10 verdeutlicht die Zusammenhänge der einzelnen Größen.

Da das Integral in (3.71) nicht analytisch berechnet werden kann, muss es durch numerische Integrationsverfahren und Samplingverfahren geschätzt werden. Die größte Herausforderung des Raytracings liegt in der richtigen Auswahl der Pfade, die zur Berechnung des Integrals herangezogen werden. Neben der Monte-Carlo-Integration und dem Importance-Sampling wurden in den letzten Jahren viele verschiedene Verfahren zur effizienten Approximation des Strahlentransportes entwickelt. Dazu gehören Pathtracing [Laf96],

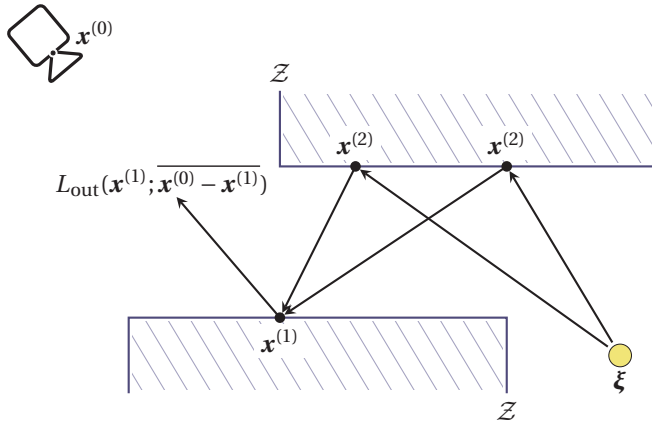


Abbildung 3.10: Die ausgehende Strahldichte $L_{\text{out}}(\mathbf{x}^{(1)}; \mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)})$ am Punkt $\mathbf{x}^{(1)}$ ist abhängig von den Strahldichten aller Punkte $\mathbf{x}^{(2)}$ der Oberfläche Z .

Metropolis-Hastings-Verfahren [Vea97], Photon-Mapping [Jen96] und viele mehr. Alle diese Verfahren versuchen, eine geschickte Auswahl an Lichtpfaden zu ermitteln, mit denen die Integralgleichung robust und rechnereffizient approximiert werden kann.

Betrachtet man die Rendergleichung, so erkennt man, dass der Strahlentransport linear von der Intensität der Strahlquelle abhängt. Kann der Strahlentransport außerdem durch Pfade approximiert werden, die einen Oberflächenpunkt nicht mehrmals traversieren, so ist diese Formulierung auch jeweils linear abhängig von der BRDF an den Oberflächenpunkten $\mathbf{x}^{(i)}$.

Zusammenfassung

3.5

In diesem Kapitel wurden die Grundlagen für die anschließende Modellierung der Unterwasserbildentstehung gelegt. Angefangen bei den radiometrischen Größen und deren Geometrie über die Interaktion von Licht mit Materie bis zur Strahlentransportgleichung wurden die physikalischen Fundamente

beschrieben. Die Strahlentransportgleichung wurde hergeleitet und in ihren einzelnen Bestandteilen erläutert. Diese Gleichung bildet in der Form der Rendergleichungen, wie sie auch in der Computergraphik verwendet werden, die physikalischen Grundlagen des in dieser Arbeit hergeleiteten Bildentstehungsmodells.

4

Modellierung der Bildentstehung

In diesem Kapitel wird das in dieser Arbeit entwickelte Modell der Bildentstehung von Unterwasserbildern hergeleitet. Es basiert auf den physikalischen Gesetzmäßigkeiten des Strahlentransportes, welche im Kapitel 3 beschrieben wurden. Bevor jedoch das Modell hergeleitet werden kann, werden verschiedene Kameramodelle diskutiert. Danach wird das Bildentstehungsmodell hergeleitet und im Detail erläutert.

Das in diesem Kapitel hergeleitete Modell ist ein explizites Modell und kann sowohl für die Bildsynthese, als auch für die Bildrestauration benutzt werden. Das Modell ist speziell für die Gegebenheiten und die typischen Aufnahmebedingungen unter Wasser angepasst. Der Zweck dieses Modells liegt in erster Linie nicht darin, ein allgemeingültiges Bildsynthesemodell zu liefern. Es wurde speziell im Hinblick auf die anschließende Bildrestauration konzipiert. Aus diesem Grund hat es vor allen Dingen folgende wichtige Eigenschaften: Zum einen besitzt es eine explizite mathematische Formulierung. Methoden der Computergrafik sind häufig iterativ formuliert und besitzen aus diesem Grund keine explizite Form. Durch die Nutzung einer expliziten Form, ist die Entwicklung eines effizienten Bildrestaurationsansatzes überhaupt erst möglich. Das Modell kann mathematisch als eine affine Transformation dargestellt werden. Damit lassen sich zum Teil Standardansätze zur Bildrestauration auf unter Wasser gewonnene Bilder anwenden. Außerdem lassen sich die Berechnungen für dieses Modell sehr rechnerineffizient ausführen. In den

meisten neueren Bildrestaurationsmethoden werden die Bildentstehungsmodelle iterativ angewendet, dies ist aber nur effizient möglich, wenn das Modell schnell berechnet werden kann, worauf in Kapitel 6 eingehend eingegangen wird.

4.1 Kameramodelle

Visuell-optisch bildgebende Verfahren verwenden meist Kameras mit Matrixsensoren und handelsüblichen Optiken. Sowohl die Kameras, als auch die Optiken sind für die Bildgebung über Wasser sehr ausgereift und kostengünstig. Für die Modellbildung der Bildentstehung von Unterwasserbildern wird eine solche Kamera modelliert. Der Sensor dieser Kamera ist dabei lichtempfindlich und reagiert auf eintreffende Strahlenbündel. Das in dieser Arbeit beschriebene Modell der Bildentstehung von Unterwasserbildern basiert auf Bildsensoren in Matrix-Form. Das heißt, dass der Bildsensor aus vielen einzelnen – in diesem Fall quadratischen – lichtempfindlichen Flächen sog. *Pixel* besteht, die in Form einer Matrix angeordnet sind. Im Folgenden wird der geometrische Aufbau und die Parametrisierung des Sensors beschrieben. Im Anschluss werden die zwei verschiedenen betrachteten Lochkameramodelle erläutert.

4.1.1 – Parametrierung der Sensorfläche

Die Sensorfläche eines handelsüblichen Sensors lässt sich durch eine planare rechteckige Fläche bestehend aus lichtempfindlichen Pixeln beschreiben. Da die Fläche \mathcal{A} des Sensors eine Unterfläche einer Hyperebene des \mathbb{R}^3 darstellt, kann an dieser Stelle die Parametrierung aus (3.14) verwendet werden:

$$F_{\mathcal{A}} : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$$
$$F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) = \mathbf{c} + u_1 \mathbf{b}_1 + u_2 \mathbf{b}_2 \quad (4.1)$$

Dabei stellt $\mathbf{u} = (u_1, u_2)^\top$ die Koordinaten, \mathbf{b}_1 bzw. \mathbf{b}_2 die Basisvektoren und \mathbf{c} den Aufpunkt der Sensorfläche \mathcal{A} dar. Die Flächen der einzelnen Pixel eines

realen Sensors können in erster Näherung als quadratische¹, disjunkte Teilflächen von \mathcal{A} beschrieben werden, die in ihrer Vereinigung die Sensorfläche komplett² abdecken. Die Koordinatenmenge eines einzelnen Pixels, die die Anordnung der Pixelfläche beschreibt, wird im Folgenden mit $\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2$ bezeichnet. Durch die matrixförmige Anordnung der einzelnen Pixel, kann nun die Koordinatenmenge jedes Pixels mit einem Index \mathcal{U}_{ij} assoziiert werden, wobei $i \in \{0, \dots, M-1\}$ und $j \in \{0, \dots, N-1\}$ gilt. M ist dabei die vertikale Auflösung des Kamerasensors und N die horizontale. Die einzelnen Pixelflächen werden als disjunkt

$$\begin{aligned} \forall ij \neq kl: \quad \mathcal{U}_{ij} \cap \mathcal{U}_{kl} &= \emptyset \\ \Leftrightarrow \forall ij \neq kl: \quad F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij}) \cap F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{kl}) &= \emptyset \end{aligned} \quad (4.2)$$

mit

$$F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij}) := \{F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \mid \mathbf{u} \in \mathcal{U}_{ij}\} \quad (4.3)$$

modelliert und decken in ihrer Gesamtheit die Sensorfläche \mathcal{A} ab

$$\bigcup_{\substack{0 \leq i < M \\ 0 \leq j < N}} F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij}) = \mathcal{A}. \quad (4.4)$$

Alle $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij})$ bilden also eine Partition der Fläche \mathcal{A} . Die Koordinaten des Mittelpunktes eines Pixels \mathcal{U}_{ij} werden im Folgenden mit \mathbf{u}_{ij} bezeichnet. Der Aufpunkt \mathbf{c} der Fläche \mathcal{A} liegt in der Mitte des Sensors und bildet den Schnittpunkt der optischen Achse mit der Sensorfläche. Die Basisvektoren besitzen die gleiche Länge $\|\mathbf{b}_1\| = \|\mathbf{b}_2\|$, welche genau der Seitenlänge eines Pixels entspricht, so dass für jedes $u_1, u_2 \in \mathbb{Z}$ der Punkt $F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u} = (u_1, u_2)^T)$ in der Mitte eines Pixels liegt. Abbildung 4.1 und Abbildung 4.2 zeigen die beschriebenen Größen der Sensoroberfläche. Eine alternative Indizierung k , die in dieser Arbeit verwendet wird, kann dadurch durchgeführt werden, dass die einzelnen Pixel von der linken oberen Ecke des Sensors zur rechten unteren

¹ Fertigungsbedingt kann die Form jedoch auch leicht von einem Quadrat abweichen.

² Meist decken die Pixel nicht komplett die gesamte Fläche ab, da Schieberegister [Bey12] oder Adressleitungen eine komplette Abdeckung verhindern.

Ecke durchnummeriert werden, wie es in Abbildung 4.1 dargestellt ist. Diese Indizierung k kann in die andere überführt werden mittels

$$k = N \cdot i + j \tag{4.5}$$

und

$$j = k \bmod N \tag{4.6}$$

$$i = \frac{k - j}{N} = \left\lfloor \frac{k}{N} \right\rfloor, \tag{4.7}$$

wobei $\lfloor \cdot \rfloor$ die Gaußklammer¹ ist.

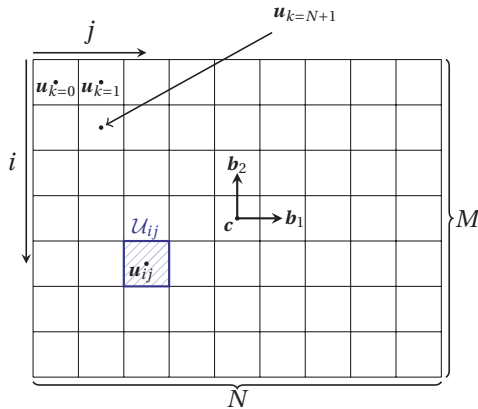


Abbildung 4.1: Anordnung und Parametrisierung eines Kamerasensors in Matrixform der Größe $M \times N$ in Koordinatendarstellung (\mathbb{R}^2)

4.1.2 – Lochkameramodelle

Lichtstrahlen gelangen durch die Optik der Kamera auf den Kamerasensor und werden dort in elektrische Energie umgewandelt. Die so erzeugte elektrische Spannung an einem Pixel U_{ij} ist proportional zur Lichtenergie Q , die in

¹ Abrundungsfunktion

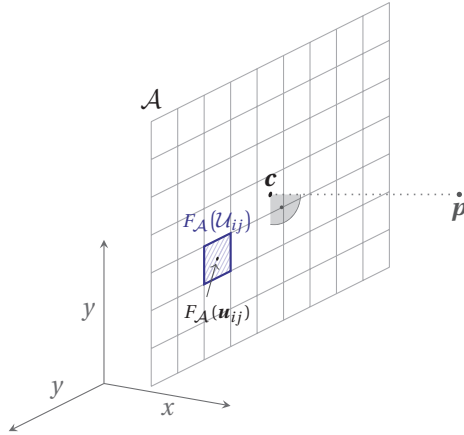


Abbildung 4.2: Darstellung der Sensoroberfläche \mathcal{A} im Raum (\mathbb{R}^3) . Die einzelnen Punkte auf der Fläche \mathcal{A} werden durch die Koordinaten \mathbf{u} und der Funktion $F_{\mathcal{A}}$ parametrisiert.

einem gewissen Zeitintervall auf die Fläche des Pixels auftrifft. Diese Spannung wird anschließend quantisiert und bildet damit eine rechnerinterne Repräsentation, welche auch Bildwert g_{ij} genannt wird. Ist die Szene statisch, so ist der Bildwert g_{ij} proportional zum *Strahlungsfluss* $\Phi_{F_{\mathcal{A}}}(\mathcal{U}_{ij})$

$$\Phi_{F_{\mathcal{A}}}(\mathcal{U}_{ij}) = \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij})} \int_{\Omega_{\mathbf{x}}^{\text{AP}} \subset \mathcal{S}^2} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle \, d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \, dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{x}), \quad (4.8)$$

mit $\mathbf{x} = F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$, der die Fläche $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U}_{ij})$ eines Pixels passiert. $\Omega_{\mathbf{x}}^{\text{AP}}$ ist dabei derjenige Raumwinkel, der von der Fläche der Austrittspupille¹ bezüglich des Punktes \mathbf{x} aufgespannt wird. Der Kosinuswinkel $\langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle$ und der sich zum Rand hin verringernde Raumwinkel $\Omega_{\mathbf{x}}^{\text{AP}}$ erzeugen in Richtung der Ränder des Sensors einen Helligkeitsabfall, der als *Vignettierung* bezeichnet wird. Durch hochwertige Optiken² und On-Chip Kompensationen wird dieser Effekt verringert, so dass in unserem Fall die Vignettierung vernachlässigt

¹ dem bildseitigen Bild der Aperturblende

² z.B. bildseitig telezentrische Objektive

werden kann und damit

$$\langle \mathbf{r}, \mathbf{n}_x \rangle \approx 1 \quad (4.9)$$

gilt.

Viele Bildentstehungsmodelle basieren auf dem Lochkameramodell. Auch in dieser Arbeit werden Lochkameramodelle verwendet, wobei zwischen zwei verschiedenen unterschieden wird:

1. Lochkameramodell mit flächigen Pixel
2. Lochkameramodell mit infinitesimal kleinen Pixel

Beim Lochkameramodell wird derjenige Grenzfall betrachtet, bei dem die Aperturblende so weit geschlossen wird, bis sie zu einem einzelnen Punkt $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ wird. Die Schärfentiefe der Kamera wird dadurch unendlich. Der Bildwert wird nun als proportional zum differentiellen *Strahlungsfluss* modelliert, so dass das Modell aus (4.8) wegen (4.9) zum Lochkameramodell mit flächigen Pixel wird:

$$\begin{aligned} \gamma: \bigcup_{\substack{0 \leq i < M \\ 0 \leq j < N}} \mathcal{U}_{ij} &\rightarrow \mathbb{R} \\ \mathcal{U} \mapsto \gamma(\mathcal{U}) &= \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})} L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \, dA(\mathbf{x}) \approx \frac{d}{d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r})} \Phi_{F_{\mathcal{A}}}(\mathcal{U}) \end{aligned} \quad (4.10)$$

mit

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \\ \mathbf{r} &= \frac{\mathbf{x} - \mathbf{p}}{\|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|} \in \mathcal{S}^2. \end{aligned} \quad (4.11)$$

Wegen (3.35) gilt zudem $L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = L(\mathbf{p}, \mathbf{r})$. Beim klassischen Lochkameramodell werden außerdem infinitesimal kleine Pixelflächen angenommen, so dass

$$\begin{aligned} \tilde{\gamma}: \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R} \\ \tilde{\gamma}(\mathbf{u}) &:= \alpha L(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \approx \frac{d^2}{d\omega(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \, dA_{\mathcal{A}}} \Phi_{F_{\mathcal{A}}}(\mathcal{U}) \end{aligned} \quad (4.12)$$

das Lochkameramodell für infinitesimal kleine Pixel darstellt, wobei auch hier (4.11) gilt. Der Vorfaktor α wurde hier eingeführt, damit beide Modelle für den Fall, dass die Pixelfläche $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})$ einer konstanten Strahldichte ausgesetzt ist gleiche Ergebnisse liefern. $\alpha := |F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})|$ muss damit dem Flächeninhalt eines flächigen Pixels $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})$ entsprechen.

Auch hier können die Indizierungen ij und k eingeführt werden, so dass

$$\begin{aligned} \gamma_{ij} &:= \gamma(\mathcal{U}_{ij}) & \gamma_k &:= \gamma(\mathcal{U}_k) \\ \tilde{\gamma}_{ij} &:= \tilde{\gamma}(\mathbf{u}_{ij}) & \tilde{\gamma}_k &:= \tilde{\gamma}(\mathbf{u}_k) \end{aligned} \quad (4.13)$$

gilt. Diese bilden die Diskretisierung der in (4.10) bzw. (4.12) beschriebenen kontinuierlichen Modelle.

Im Laufe dieser Arbeit wird auch untersucht, inwieweit sich die Approximation durch das Lochkameramodell $\tilde{\gamma}$ im Vergleich zum Lochkameramodell γ mit flächigen Pixel verhält.

Lochkameramodellierung unter Wasser

Optisch bildgebende Sensoren, die unter Wasser eingesetzt werden, bestehen meist aus handelsüblichen Kameras mit wasserdichten Gehäusen. Naturgemäß passieren die Lichtstrahlen der abgebildeten Szene das Glas des Gehäuses. Die Übergänge von Luft (innerhalb des Gehäuses) zu Glas und zu Wasser bilden Phasengrenzen, an denen Lichtbrechung stattfindet. Dadurch wirken diese Übergänge als optische Elemente, die dem Strahlengang Aberrationen (Abbildungsfehler) hinzufügen. In dem Paper »Flat Refractive Geometry« von T. Treibitz et al. [Tre12] wird der Einfluss der Einhausung der Kamera auf die Abbildungsleistung diskutiert. Betrachtet man das Linsenmodell, so treffen sich die Lichtstrahlen eines abzubildenden Oberflächenpunktes nicht mehr in einem einzigen Fokuspunkt. Die Strahlen bilden bildseitig eine sog. Kaustik, wodurch Gegenstände nicht mehr scharf abgebildet werden können. Die Ausprägung dieser Kaustik hängt dabei von dem Winkel ab, mit dem die Sichtstrahlen den Phasenübergang passieren. Dieser Effekt kann vermindert werden, indem eine kleine Blendenöffnung verwendet wird und die Eintrittspupille¹ möglichst nah an der Phasengrenze liegt [Tre12, Ste14b].

¹ Die Eintrittspupille ist das objektseitige Bild der Aperturblende.

Betrachtet man eine Lochkamera, so tritt dieser Effekt nicht auf. Es ändern sich jedoch am Phasenübergang die Strahlrichtungen durch Refraktion, was eine Verringerung des Öffnungswinkels zur Folge hat. Auch das objektseitige Bild des Projektionszentrums ändert sich. Eine Lochkamera mit Glaseinhausung kann in eine – sich im Wasser befindlichen – virtuellen Kamera ohne Einhausung geometrisch überführt werden, wenn die Position der virtuellen Kamera und der Öffnungswinkel angepasst wird. Abbildung 4.3 zeigt diese Zusammenhänge.

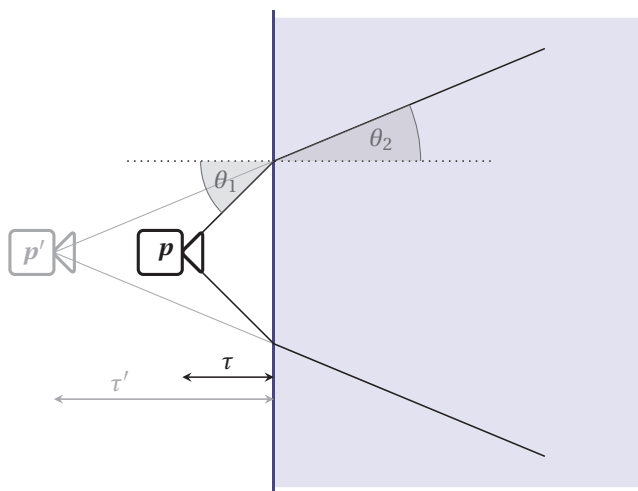


Abbildung 4.3: Die Lichtstrahlen, die vom Objekt her kommen, ändern an der Grenzfläche zwischen Luft und Wasser ihre Richtung. Dadurch verringert sich der objektseitige Öffnungswinkel der Lochkamera.

Durch Refraktion ändert sich der Öffnungswinkel der Lochkamera nach dem Phasendurchgang. Dieser wird, da Wasser einen höheren Brechungsindex besitzt, kleiner, als wenn die Kamera über Wasser stehen würde. Die virtuelle Kamera muss also einen kleineren Öffnungswinkel besitzen. Das Bild des Projektionszentrums der Lochkamera verschiebt sich weg von der Phasengrenze, was entsprechend auf die Position der virtuellen Kamera abgebildet werden kann. Für den halben Öffnungswinkel θ_1 ergibt sich nach der Refraktion (3.45) ein Öffnungswinkel der virtuellen Kamera von:

$$\theta_2 = \sin^{-1} \left(\frac{\eta_1}{\eta_2} \sin \theta_1 \right). \quad (4.14)$$

Befindet sich das Projektionszentrum der Kamera in einer Entfernung von τ von der Phasengrenze entfernt, so ergibt sich die Entfernung der virtuellen Kamera zu

$$\begin{aligned}\tau' &= \tau \frac{\tan \theta_1}{\tan \theta_2} \\ &= \tau \frac{\eta_2}{\eta_1} \frac{1}{\cos \theta_1} \sqrt{1 - \frac{\eta_1^2}{\eta_2^2} \sin^2 \theta_1} .\end{aligned}\quad (4.15)$$

Je näher das Projektionszentrum an dem Phasenübergang liegt, desto kleiner ist die Differenz zwischen τ und τ' . Um die Problematik der Refraktion an der Phasengrenze zwischen Luft und Wasser zu umgehen, wird die Kamera durch eine virtuelle Kamera ersetzt, bei der die Position und der Öffnungswinkel so modelliert werden, als ob es diese Phasengrenze nicht gäbe. Sorgt man dafür, dass in realen Aufbauten eine kleine Blende und ein geringer Abstand der Eintrittspupille zur Phasengrenze gewählt wird, entsteht durch diese Modellierung nur ein geringer Fehler [Tre12].

4.1.3 – Standardkameramodell

Bei dieser Arbeit wurden handelsübliche CCD-Kameras und Optiken verwendet. Für die dargestellten Modell- und Beispielrechnungen wurden – sofern nicht anders angegeben – Parameter und Einstellungen verwendet, die in diesem Abschnitt erläutert werden.

Die Auflösung des Kamerasensors beträgt dabei $1624 \text{ px} \times 1228 \text{ px}$ mit einer Seitenlänge eines Pixels von $4,4 \mu\text{m} \times 4,4 \mu\text{m}$. Der simulierte Sensor besitzt drei Farbkanäle, die für die Wellenlängen 460 nm , 532 nm , 620 nm empfindlich ist. Die Kamera ist, wie im vorangegangenen Kapitel dargestellt, so modelliert worden, dass die Refraktion an der Phasengrenze zwischen Luft und Wasser durch Einsatz einer virtuellen Kamera wegfällt. Die Bildweite, also der Abstand zwischen dem Aufpunkt \mathbf{c} der Sensorfläche \mathcal{A} beträgt 1477.14 px oder umgerechnet ungefähr $6,5 \text{ mm}$. Dadurch ergibt sich ein Öffnungswinkel von $57,6^\circ$ für die längere Sensorseite und ein Öffnungswinkel von $45,14^\circ$ für die kürzere Seite. Die Position des Projektionszentrums $\boldsymbol{\xi} = (0,0,0)^\top$ fällt mit dem Koordinatenursprung des Weltkoordinatensystems zusammen. Die

Richtung der optischen Achse $(0,0,1)^T$ zeigt entlang der z -Achse des Weltkoordinatensystems. In der folgenden Tabelle werden alle diese Größen, der Übersichtlichkeit wegen noch einmal dargestellt.

Kameraauflösung	1624 px \times 1228 px
Pixelgröße	4,4 μm \times 4,4 μm
Position des Projektionszentrums	$(0,0,0)^T$
Bildweite	1477,14 px bzw. 6,5 mm
Öffnungswinkel	57,6° (lange Sensorseite) 45,146° (kurze Sensorseite)
Richtung der optischen Achse	$(0,0,1)^T$

Tabelle 4.1: Parameter der Standardkamera

Wenn im Folgenden nichts anderes beschrieben wird, wird die Lichtquelle als Punktlichtquelle modelliert, die in alle Richtungen gleichmäßig hell strahlt und sich an der Position $(3/10,0,0)^T$ des Weltkoordinatensystems befindet. Das Spektrum des emittierten Lichtes dieser Lichtquelle setzt sich aus den drei Wellenlängen zusammen, für die auch der simulierte Kamerasensor empfindlich ist (460nm, 532nm, 620nm).

4.2 Oberflächenparametrisierung

Nachdem die in dieser Arbeit benutzten Lochkameramodelle vorgestellt wurden, muss noch die Parametrisierung der abgebildeten Oberfläche der Szene geklärt werden. Die gesamte Oberfläche der Szene $\mathcal{Z} \subset \mathbb{R}^3$ entspricht einer, im dreidimensionalen Raum eingebetteten, zweidimensionalen Mannigfaltigkeit. Die von der Kamera abgebildete Oberfläche $\mathcal{O} \subset \mathcal{Z}$ ist eine Teilmenge der Gesamtheit der Oberflächen. Da für die nachfolgende Modellierung der Bildentstehung und die in Kapitel 6 beschriebene Bildrestauration nur die abgebildete Oberfläche \mathcal{O} eine Rolle spielt, wird hier ausschließlich eine Parametrisierung für \mathcal{O} angegeben. Im Folgenden wird eine implizite Parametrisierung $F_{\mathcal{O}}$ der Fläche \mathcal{O} definiert, die von der Koordinatendarstellung des Sensors abgeleitet wird.

Sei $P_{\mathbf{p},\mathcal{A}}$ die Projektion eines Punktes der Ebene \mathcal{A} auf die Oberfläche \mathcal{Z} mit \mathbf{p} als Projektionszentrum

$$\begin{aligned} P_{\mathbf{p},\mathcal{A}} : \mathcal{A} \subset \mathbb{R}^3 &\rightarrow \mathcal{Z} \\ \mathbf{x} &\mapsto \mathbf{p} + \tau(\mathbf{p} - \mathbf{x}) \in \mathcal{Z}, \end{aligned} \quad (4.16)$$

wobei zur Vermeidung von Mehrdeutigkeiten

$$\forall \mathbf{z} \text{ mit } \mathbf{z} = \mathbf{p} + \nu(\mathbf{p} - \mathbf{x}) \in \mathcal{Z} : \tau \leq \nu \quad (4.17)$$

gelten muss. Die implizite Parametrisierung der abgebildeten Oberfläche lässt sich dann durch

$$\begin{aligned} F_{\mathcal{O}} : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathcal{Z} \\ \mathbf{u} &\mapsto P_{\mathbf{p},\mathcal{A}}(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})) \end{aligned} \quad (4.18)$$

angeben. Die Funktion, die den Abstand zwischen Oberflächenpunkt und Projektionszentrum beschreibt, wird im Folgenden mit

$$\begin{aligned} d : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R} \\ \mathbf{u} &\mapsto \|\mathbf{p} - F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u})\| \end{aligned} \quad (4.19)$$

bezeichnet. Aufgrund der Matrixanordnung des Sensors und der Indizierung ij bietet es sich an, die korrespondierenden Oberflächenelemente bzw. Oberflächenpunkte ebenfalls zu indizieren:

$$\begin{aligned} \mathbf{o}_{ij} &:= F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}_{ij}) \\ \mathcal{O}_{ij} &:= F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}_{ij}) = \{F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}) \mid \mathbf{u} \in \mathcal{U}_{ij}\}. \end{aligned} \quad (4.20)$$

Abbildung 4.4 verdeutlicht das dargestellte Oberflächenmodell.

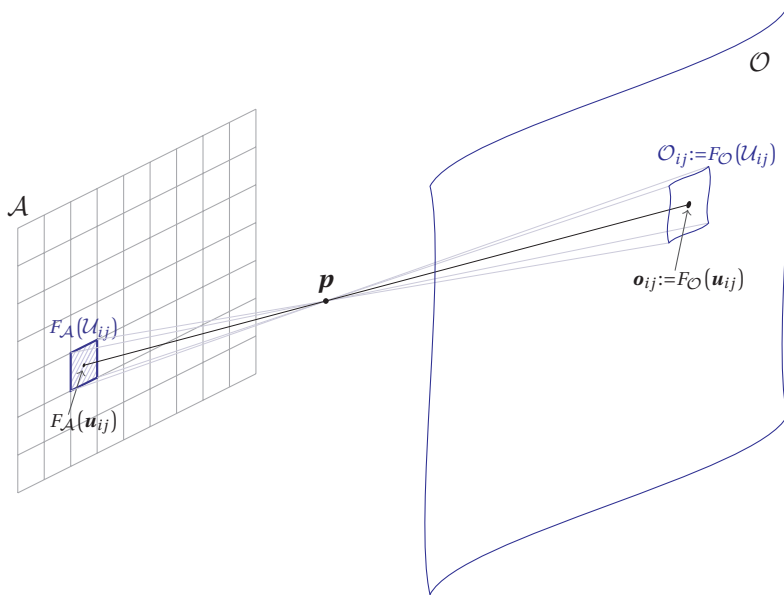


Abbildung 4.4: Darstellung der Parametrisierung der Oberfläche O durch die Koordinaten u der Pixel.

4.3 Modellierung einer Punktlichtquelle

Eine Punktlichtquelle ist eine Lichtquelle mit endlichem Strahlungsfluss, aber einer infinitesimal kleinen Ausdehnung. Punktlichtquellen werden wegen ihrer Eigenschaften gerne zur Modellierung und für computergraphische Berechnungen benutzt. In der Realität kann es allerdings keine Punktlichtquellen geben, da offensichtlich die Energiedichte in einem einzelnen Raumpunkt ξ unendlich groß wäre. Dennoch können kleine Lichtquellen sehr gut mit dem Modell der Punktlichtquelle approximiert werden.

Um das Modell der Punktlichtquelle herzuleiten, wird hier eine Grenzwertbetrachtung angestellt. Betrachtet wird der endliche Strahlungsfluss Φ_O durch eine Fläche O . Die Beleuchtung erzeugt eine endliche Strahlstärke

$I_{\xi}(\mathbf{r}) := I(\xi, \mathbf{r})$ in Richtung \mathbf{r} des Flächenelements $dA_{\mathcal{O}}$. An der Stelle $\mathbf{o} \in \mathcal{O}$ verursacht diese eine Bestrahlungsstärke $E(\mathbf{o})$. In Abbildung 4.5 sind die verwendeten Größen zur Veranschaulichung abgebildet.

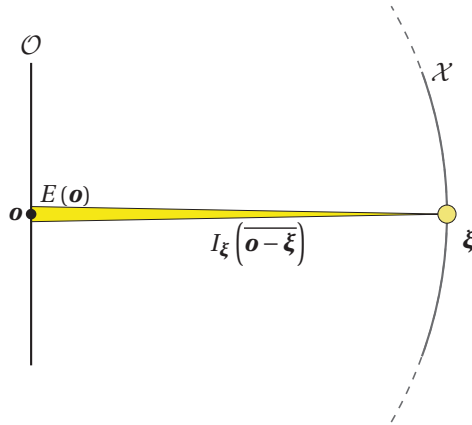


Abbildung 4.5: Darstellung eines Punktes \mathbf{o} der Fläche \mathcal{O} , der von einer Punktlichtquelle in ξ mit der Strahlstärke $I_{\xi}(\overline{\mathbf{o}-\xi})$ bestrahlt wird.

Dabei ergibt sich aus den Gleichungen (3.28) und (3.29) folgender Zusammenhang zwischen Strahlstärke und Bestrahlungsstärke:

$$E(\mathbf{o}) = I_{\xi}(\overline{\mathbf{o}-\xi}) \frac{\langle \overline{\xi-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\xi-\mathbf{o}\|^2} \quad (4.21)$$

bzw. in partizipierenden Medien unter Berücksichtigung des *Lambert-Beer'schen Gesetzes*

$$E(\mathbf{o}) = I_{\xi}(\overline{\mathbf{o}-\xi}) e^{-c\|\mathbf{o}-\xi\|} \frac{\langle \overline{\xi-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\xi-\mathbf{o}\|^2}. \quad (4.22)$$

Die Herleitung der Bestrahlungsstärke kann alternativ durch eine Grenzwertbetrachtung über die Strahldichte geschehen. Bei dieser Grenzwertbetrachtung wird die Bestrahlungsstärke $E(\mathbf{o})$ betrachtet, die von der eintreffenden Strahldichte erzeugt wird. Die Bestrahlungsstärke resultiert dabei aus der Integration der Strahldichte, die auf den Punkt \mathbf{o} fällt. Dazu wird eine Fläche \mathcal{X} betrachtet, die die Lichtquelle $\xi \in \mathcal{X}$ beinhaltet. Die Größe der Fläche \mathcal{X}

wird bei dieser Betrachtung gegen Null gehen. Zunächst wird die Bestrahlungsstärke über den Raumwinkel angegeben:

$$E(\mathbf{o}) = \int_{\Omega_{\mathbf{o}}^-} L(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle d\omega(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) . \quad (4.23)$$

Aus dem Strahlentransport und dem *Lambert-Beer'schen Gesetz* kann für ein einzelnen Lichtstrahl, der von der Lichtquelle erzeugt wird und auf die Oberfläche trifft mit

$$L(\mathbf{o}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) = L(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|} \quad (4.24)$$

beschrieben werden. Zur Grenzwertbetrachtung kann man die Fläche \mathcal{X} o. B. d. A. so wählen, dass diese eine Teilfläche einer Kugeloberfläche um \mathbf{o} mit dem Radius $\|\mathbf{o}-\boldsymbol{\xi}\|$ bildet mit Flächennormalen, die in Richtung \mathbf{o} zeigen. Durch Substitution von $d\omega(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}})$ lässt sich die Bestrahlungsstärke als

$$E(\mathbf{o}) = \int_{\mathcal{X}} L(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|} \frac{\langle \overline{\mathbf{x}-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\mathbf{x}-\mathbf{o}\|^2} dA_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) \quad (4.25)$$

mit $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ beschreiben. Wegen (4.22) muss folgender Zusammenhang gelten:

$$I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}-\boldsymbol{\xi}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\boldsymbol{\xi}\|} \frac{\langle \overline{\boldsymbol{\xi}-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\boldsymbol{\xi}-\mathbf{o}\|^2} \stackrel{!}{=} \int_{\mathcal{X}} L(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|} \frac{\langle \overline{\mathbf{x}-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\mathbf{x}-\mathbf{o}\|^2} dA_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) . \quad (4.26)$$

Da $\boldsymbol{\xi} \in \mathcal{X}$ ein einzelner Punkt ist und damit eine Nullmenge bezüglich der Integration darstellt, kann diese Beziehung nur dann gelten, wenn die aus $\boldsymbol{\xi}$ ausgehende Strahldichte einer Delta-Dirac-Distribution entspricht

$$L(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) = \delta(\mathbf{x}-\boldsymbol{\xi}) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) . \quad (4.27)$$

Für die Bestrahlungsstärke ergibt sich damit wegen der Ausblendeigenschaft

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{o}) &= \int_{\mathcal{X}} L(\mathbf{x}, \overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|} \frac{\langle \overline{\mathbf{x}-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_o \rangle}{\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|^2} dA(\mathbf{x}) \\
 &= \int_{\mathcal{X}} \delta(\mathbf{x}-\xi) I_{\xi}(\overline{\mathbf{o}-\mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|} \frac{\langle \overline{\mathbf{x}-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_o \rangle}{\|\mathbf{o}-\mathbf{x}\|^2} dA(\mathbf{x}) \\
 &= I_{\xi}(\overline{\mathbf{o}-\xi}) e^{-c\|\mathbf{o}-\xi\|} \frac{\langle \overline{\xi-\mathbf{o}}, \mathbf{n}_o \rangle}{\|\mathbf{o}-\xi\|^2}.
 \end{aligned} \tag{4.28}$$

Gerade in der Ausblendeigenschaft liegt der große Vorteil der Modellierung einer Lichtquelle als Punktlichtquelle. Die Berechnung einer Reflexion oder Streuung eines Lichtstrahls, der direkt aus einer Punktlichtquelle stammt, vereinfacht sich dadurch enorm, so dass die Integration auf eine einfache Berechnung zurück fällt. Im Falle mehrerer Punktlichtquellen zerfällt das Integral in eine Summe über die einzelnen Intensitäten der Lichtquellen.

Modellierung der optischen Eigenschaften von Wasser

4.4

Im letzten Kapitel (Kapitel 3) wurden die optischen Eigenschaften des Wassers erläutert und beschrieben, wie diese zum Strahlentransport beitragen. Zu den optischen Eigenschaften, die für die Bildaufnahme eine Rolle spielen, gehören die Refraktion, die Absorption und die Streuung.

Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass es sich bei dem Medium Wasser, in denen die Bilder gewonnen werden, um ein homogenes Medium handelt, sich also die Eigenschaften örtlich nicht ändern. Dass diese Annahme nicht immer zutrifft, ist leicht einzusehen. Refraktions-, Absorptions- und Streuungsänderungen können durch verschiedene Wasserschichten, aufgewirbelte Partikel, Salinitätsänderungen (Salzkonzentrationsänderungen), Druckzunahmen mit der Wassertiefe und Temperaturschichtungen auftreten, was zu einer Verletzung dieser Annahme führt. Jedoch sind die Sichtweiten für optische Systeme unter Wasser eher gering, wodurch diese Effekte,

die sich meist erst bei Betrachtung größerer Entfernungen in den Bilddaten niederschlagen, vernachlässigt werden können.

Betrachtet man nun das Wasser als homogenes Medium und modelliert die Lochkamera als virtuelle Kamera, wie es in Abschnitt 4.1.2 beschrieben wurde, so gibt es keine Phasengrenzen oder Refraktionsverläufe mehr. Dadurch verliert die Refraktion an Bedeutung und muss nicht modelliert werden. In dieser Arbeit spielt die Refraktion aus gegebenen Gründen keine Rolle.

Die Rolle von Absorption und Streuung kann hingegen nicht vernachlässigt werden und spielt für die Bildgewinnung eine sehr große Rolle. In Abschnitt 3.2.4 wurden die Schwierigkeiten bei der Messung von Absorption und Streuung erläutert. Schon allein die separate Bestimmung von Absorptions- und Streukoeffizient lässt sich nur durch aufwendige Messungen bewerkstelligen. In dieser Arbeit werden in den folgenden Modellierungen der Bildgewinnung die Einflüsse von Absorption und Streuung sauber getrennt. Für die Anwendung der Modelle in Form von Simulationen und Restaurationen können jedoch nicht immer genaue Absorptions- und Streukoeffizienten ermittelt werden. Aus diesem Grund wird hier die folgende Vereinfachung vorgeschlagen und auch für die Restauration der Bilder im Kapitel 7 eingesetzt, die auch durch die Messungen von Petzold [Pet72] gestützt werden. Handelt es sich um sehr klares Wasser, so wird für den Absorptionskoeffizienten der Absorptionskoeffizient von Wasser eingesetzt. Nimmt die Trübung zu, so übersteigt der Wert des Streukoeffizienten schon bei moderaten Trübungen den des Absorptionskoeffizienten deutlich ($a \ll b$). Aus diesem Grund entspricht der Dämpfungskoeffizient $c \approx b$ annähernd dem des Streukoeffizienten. Für die Anwendung ist es daher meist ausreichend für den Dämpfungskoeffizienten den Streukoeffizient einzusetzen.

Die Form der Streuung, welche durch die Phasenfunktion $\tilde{\beta}(\cdot)$ beschrieben wird, ändert sich laut den Messungen von Petzold [Pet72] kaum, wodurch sich diese durch eine parametrische Phasenfunktion beschreiben lassen. Für die Simulationen und Restaurationen wird hier die Henyey-Greenstein-Phasenfunktion benutzt. Das in Kapitel 4 hergeleitete Modell ist jedoch so generisch, dass jede beliebige rotationssymmetrische Phasenfunktion eingesetzt werden kann.

Die Eigenschaften des Wassers sind wellenlängenabhängig, das heißt, dass sich die Absorption und die Streuung mit der Wellenlänge verändert. Da die Messungen [Pet72] jedoch zeigen, dass die Eigenschaften für natürliches Gewässer nur leicht veränderlich sind, wird hier die Vereinfachung gemacht und

die Annahme getroffen, dass für einen Bildkanal die Eigenschaften nahezu konstant bleiben bzw. dass sich die Bildgewinnung mit bildkanal-abhängigen Eigenschaften modellieren lässt. Die Koeffizienten für Absorption, Streuung bzw. Dämpfung werden mit $a_r, a_g, a_b, b_r, b_g, b_b$ bzw. c_r, c_g, c_b für die Farbkanäle rot, grün und blau bezeichnet.

Single-Scattering Modell

4.5

Wie schon in Kapitel 3.4.1 beschrieben, ist die Einschränkung der zur Bildentstehung modellierten Lichtpfade, wegen der rekursiven Rendergleichungen unerlässlich. Für die Berechnung des Strahlentransportes müssen manche Pfade der Lichtausbreitung vernachlässigt werden. Die Auswahl der Pfade ist stark von der Szene und den mit Licht interagierenden Materialien abhängig. Ein optimales Modell kann aus diesem Grund, ohne Vorwissen über die Szene nicht aufgestellt werden [Eng10b, Rit12]. Unabhängig vom gewählten Modell kann die Szene und die Materialeigenschaften der Objekte so gewählt werden, dass die Schwächen jedes Modells zu Tage treten.

In diesem Kapitel wird eine Modellierung der Bildentstehung vorgestellt, die für eine große Klasse an Szenen, in denen Unterwasseraufnahmen gemacht werden, eine gute Approximation darstellt. Die grobe Idee, die hinter der Single-Scattering Modellierung liegt, ist, dass nur diejenigen Pfade zur Berechnung herangezogen werden, die mit großer Wahrscheinlichkeit die größten Beiträge zur Bildentstehung beisteuern. Da jegliche Interaktion von Licht mit Materie in Form von Reflexion oder Absorption zur Reduktion der im Lichtfeld enthaltenen Energiemenge führt, ist es sicherlich eine sinnvolle Annahme diejenigen Pfade einzubeziehen, welche die kürzesten Wegstrecken besitzen und die wenigsten Interaktionen von Licht mit Materie. Für einen einfachen Szenenaufbau und Lambert'scher Oberflächen führt diese Herangehensweise zu einer sehr guten Approximation.

Im Folgenden wird die Gesamtmenge der betrachteten Pfade für das in dieser Arbeit hergeleitete Modell auf drei verschiedene Arten von Pfaden eingeschränkt:

Direkte Komponente Die *direkte Komponente* wird von den Pfaden gebildet, die von der Lichtquelle ausgehend auf die abgebildete Oberfläche \mathcal{O} treffen und von dort direkt zum Sensor gelangen, ohne gestreut zu werden. Die Menge dieser Pfade wird im Folgenden als *direkte Komponente* bezeichnet.

Vorwärtsstreuikomponente Bei der *Vorwärtsstreuikomponente* werden alle diejenigen Pfade betrachtet, die von der Lichtquelle ausgehend auf ein Oberflächenelement treffen, in eine beliebige Richtung reflektiert werden und an einem Volumenelement so gestreut werden, dass die zugehörigen Lichtbündel auf den Sensor treffen.

Rückstreuikomponente Diejenigen Pfade, die bei einer Lichtquelle beginnen, das Medium passieren, an einem Volumenelement gestreut werden und auf den Sensor gelangen, ohne dass die Pfade an der Oberfläche reflektiert werden, werden im Folgenden als *Rückstreuikomponente* zusammengefasst.

Die *Vorwärtsstreuikomponente* und die *Rückstreuikomponente* kommen nur in Szenen vor, in denen ein partizipierendes Medium vorhanden ist. Je nach Stärke der Streuung können diese jedoch einen erheblichen Teil der Bildentstehung ausmachen. Je dicker – im Sinne der optischen Dicke – die Strecke innerhalb des Mediums ist, desto größer sind die Auswirkungen dieser beiden Komponenten. In der folgenden Skizze, werden beispielhaft einige Pfade der verschiedenen Komponenten dargestellt (Abbildung 4.6).

Die einzelnen, zu Komponenten zusammengefassten Pfade des Strahlentransportes haben verschiedene Bedeutungen für die Bildentstehung und werden auf verschiedene Weisen berechnet. Das in dieser Arbeit hergeleitete und benutzte Modell besteht aus der Summe dieser drei Komponenten. Diese sind für das Lochkameramodell mit realen Pixelflächen

$$\gamma(\mathcal{U}) \approx \gamma^d(\mathcal{U}) + \gamma^f(\mathcal{U}) + \gamma^b(\mathcal{U}) \quad (4.29)$$

bzw. für das Lochkameramodell mit infinitesimalen Pixel

$$\tilde{\gamma}(\mathbf{u}) \approx \tilde{\gamma}^d(\mathbf{u}) + \tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}) + \tilde{\gamma}^b(\mathbf{u}) . \quad (4.30)$$

Im Folgenden werden die einzelnen Komponenten und deren Berechnung im Detail diskutiert.

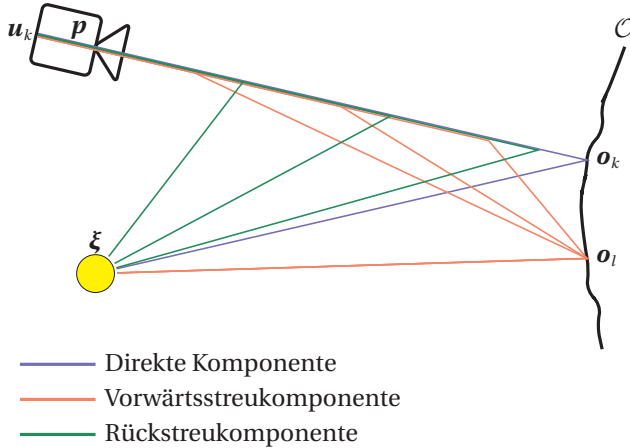


Abbildung 4.6: Veranschaulichung der drei verschiedenen Komponenten des in der Arbeit entwickelten Modells.

4.5.1 – Direkte Komponente

Die *direkte Komponente* beinhaltet diejenigen Pfade, die von einer Lichtquelle ausgehen, die Oberfläche \mathcal{O} treffen und von dort in das abbildende Kamerasystem gelangen. Nimmt man an, dass die Szene genau eine Punktlichtquelle an der Stelle $\xi \in \mathbb{R}^3$ besitzt und die Kamera als Lochkamera modelliert werden kann¹, so gibt es für jeden Punkt $F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \in \mathcal{A}$ der Sensorfläche genau einen Pfad. In der Abbildung 4.7 wird die direkte Komponente dargestellt.

Geht man von der Gleichung (4.10) aus

$$\gamma(\mathcal{U}) = \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})} L\left(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \overline{F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}\right) dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \quad (4.31)$$

betrachtet allerdings ausschließlich die eben beschriebenen Pfade, so kann die Strahldichte durch

$$L\left(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \overline{F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}\right) = L_{\text{out}}(\mathbf{o}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{o}}) e^{-c\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\|}, \quad (4.32)$$

¹ Wie in Abschnitt 4.1

mit

$$\mathbf{o} = F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}) \tag{4.33}$$

ersetzt werden, wobei hier das *Lambert-Beer'sche Gesetz* aus (3.63) zur Propagation eines gedämpften Lichtbündels in homogenen Medien verwendet wurde. Damit ergibt sich für die direkte Komponente zunächst

$$\gamma^d(\mathcal{U}) = \int_{F_A(\mathcal{U})} L_{\text{out}}(\mathbf{o}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}) e^{-c\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} dA_A(\mathbf{u}) . \tag{4.34}$$

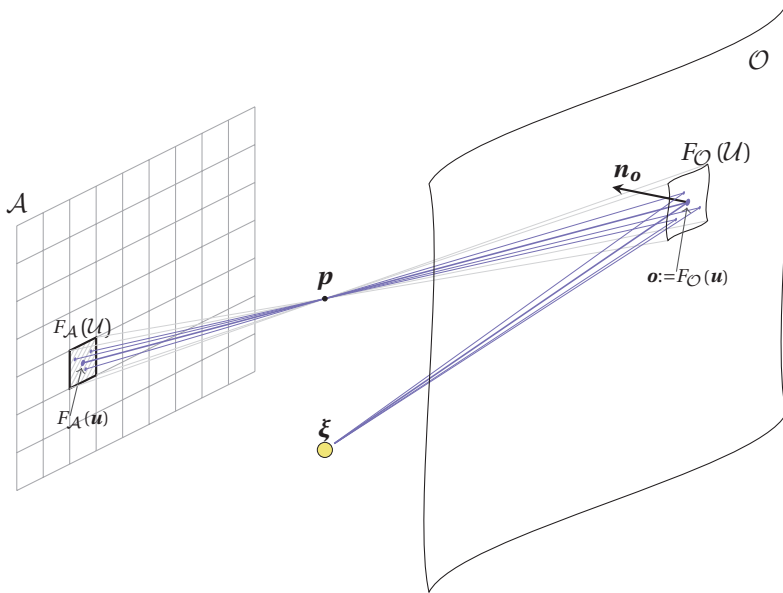


Abbildung 4.7: Verdeutlichung der Größen der direkten Komponente

Die von dem Oberflächenpunkt $\mathbf{o} \in \mathcal{O}$ ausgehende Strahlendichte kann mittels der BRDF und der Gleichung (3.41) durch

$$L_{\text{out}}(\mathbf{o}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}) = \int_{\Omega_{\mathbf{o}}^- \subset S^2} \rho(\mathbf{o}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}) L_{\text{in}}(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle d\omega(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \tag{4.35}$$

ersetzt werden. Damit ergibt sich

$$\gamma^d(\mathcal{U}) = \int_{F_A(\mathcal{U})} \int_{\Omega_{\mathbf{o}}^-} \rho(\mathbf{o}; \mathbf{r}_{\text{in}}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{o}}) L_{\text{in}}(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) \langle -\mathbf{r}_{\text{in}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle e^{-c\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\|} d\omega(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) dA(\mathbf{u}) . \quad (4.36)$$

Betrachtet man nun die einfallende Strahldichte $L_{\text{in}}(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}})$ und beachtet, dass in der direkten Komponente nur diejenigen Lichtstrahlen berücksichtigt werden, die direkt von der Lichtquelle auf die Oberfläche treffen, ohne gestreut zu werden, so kann für eine Punktlichtquelle die einfallende Strahldichte als *Delta-Dirac Impuls* beschrieben werden (siehe Abschnitt 4.3). Mit

$$L_{\text{in}}(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) = \delta(\mathbf{x} - \boldsymbol{\xi}) I_{\xi}(\overline{\mathbf{o} - \mathbf{x}}) e^{-c\|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|} \quad (4.37)$$

und der Substitution von

$$d\omega(\mathbf{o}, \mathbf{r}_{\text{in}}) = \frac{\langle \overline{\mathbf{o} - \mathbf{x}}, \mathbf{n}_{\mathbf{x}} \rangle}{\|\mathbf{o} - \mathbf{x}\|^2} dA_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\|\mathbf{o} - \mathbf{x}\|^2} dA_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) , \quad (4.38)$$

wie sie auch in Gleichung (4.25) durchgeführt wurde, folgt für die direkte Komponente

$$\gamma^d(\mathcal{U}) = \int_{F_A(\mathcal{U})} \int_{\mathcal{X}} \rho(\mathbf{o}; \overline{\mathbf{o} - \mathbf{x}}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{o}}) \delta(\mathbf{x} - \boldsymbol{\xi}) I_{\xi}(\overline{\mathbf{o} - \mathbf{x}}) \frac{\langle \overline{\mathbf{x} - \mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\mathbf{o} - \mathbf{x}\|^2} e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\| + \|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|)} dA_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}) dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \quad (4.39)$$

und damit

$$\gamma^d(\mathcal{U}) = \int_{F_A(\mathcal{U})} \rho(\mathbf{o}; \overline{\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{o}}) I_{\xi}(\overline{\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}}) \frac{\langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}} \rangle}{\|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|^2} e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\| + \|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|)} dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \quad (4.40)$$

Für die Bestimmung der *direkten Komponente* für das Lochkameramodell mit realen Pixelflächen muss über die Pixelfläche $F_A(\mathcal{U})$ integriert werden. Zu beachten ist hierbei, dass die Parametrisierung der Oberfläche implizit

durch die Parametrisierung der Pixelfläche gegeben ist. Es fällt auf, dass die Strahldichte von der Lichtquelle zur Oberfläche quadratisch abfällt, von der Oberfläche zur Kamera jedoch nicht. Das lässt sich anschaulich damit erklären, dass die projizierte Pixelfläche auch quadratisch mit der Entfernung von Kamera zur Oberfläche zunimmt und damit die quadratische Abnahme kompensiert.

Für die Modellierung der *direkten Komponente* für das Lochkameramodell mit infinitesimalen Pixel kann die Herleitung analog aufgestellt werden, wodurch sich für dieses Modell folgende Formulierung ergibt:

$$\tilde{\gamma}^d(\mathbf{u}) = |F_A(\mathcal{U})| \rho \left(\mathbf{o}; \overline{\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{o}} \right) I_{\boldsymbol{\xi}} \left(\overline{\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}} \right) \frac{\left\langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}}, \mathbf{n}_o \right\rangle}{\|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|^2} e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\| + \|\mathbf{o} - \boldsymbol{\xi}\|)} \quad (4.41)$$

mit

$$\mathbf{o} = F_O(\mathbf{u}) . \quad (4.42)$$

Der Vorfaktor $|F_A(\mathcal{U})|$ ist wie in Gleichung (4.12) gewählt. Beide Modelle unterscheiden sich nur in der Integration über die Oberfläche. Betrachtet man Oberflächen, die nicht zu nahe an der Lichtquelle liegen und über die abgebildete Oberfläche eine gleichmäßige BRDF besitzen, so sind beide Modelle nahezu gleich:

$$\gamma^d(\mathcal{U}) \approx \tilde{\gamma}^d(\mathbf{u}) , \quad (4.43)$$

wenn \mathbf{u} der zentrale Punkt von \mathcal{U} ist.

Veranschaulichung der direkten Komponente

In diesem Abschnitt soll die direkte Komponente veranschaulicht werden. Dazu werden verschiedene Simulationen unter Variation von Simulationsparametern durchgeführt. Es sollen der Einfluss von Entfernung der Oberfläche und verschiedene Dämpfungskonstanten verdeutlicht werden. Dies führt zu einem Verständnis der Rolle der direkten Komponente bei der Bildentstehung. Für die in diesem Kapitel beschriebenen Simulationen werden Kameraparameter verwendet, die in Tabelle 4.1 aufgelistet sind.

In der ersten Simulation wird eine senkrecht zur optischen Achse stehende weiße, *Lambert'sche* Oberfläche betrachtet, wobei für die Berechnungen die Entfernung d und die Dämpfung c variieren. Die Plots der verschiedenen Simulationen sind in der Abbildung 4.8 abgebildet.

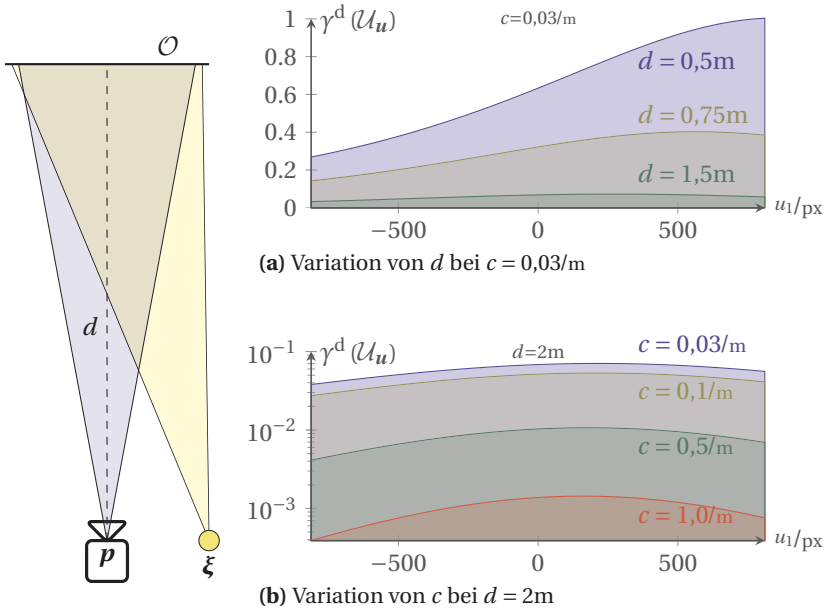


Abbildung 4.8: Berechnungen der direkten Komponente $\gamma^d(\mathcal{U}_u)$ entlang der x-Achse des Sensors unter Variation der Objektentfernung und der Dämpfung

Es ist zu erkennen, dass die vom Sensor gewonnene Bildintensität mit der Entfernung zur Oberfläche deutlich abnimmt. Das ist zum einen dem Umstand geschuldet, dass die Bestrahlungsstärke an der Oberfläche quadratisch mit dem Abstand von Lichtquelle zur Oberfläche abfällt. Zum anderen trägt die Dämpfung im partizipierenden Medium – nach dem *Lambert-Beer'schen Gesetz* – zur Reduktion der Bildwerte bei. Welcher der beiden Effekte überwiegt, hängt zum einen von der Stärke der Dämpfung c und zum anderen von der Entfernung d ab.

In der zweiten Simulation wird eine weiße Ebene betrachtet, die im Winkel von 45° zur optischen Achse ausgerichtet ist. Der Schnittpunkt der optischen

Achse mit der Ebene befindet sich im Abstand von 0,8 m zum Projektionszentrum der Kamera. Variiert wurde bei dieser Beispielrechnung die Dämpfungskonstante c , wobei für natürliches Wasser typische Dämpfungskonstanten benutzt wurden.

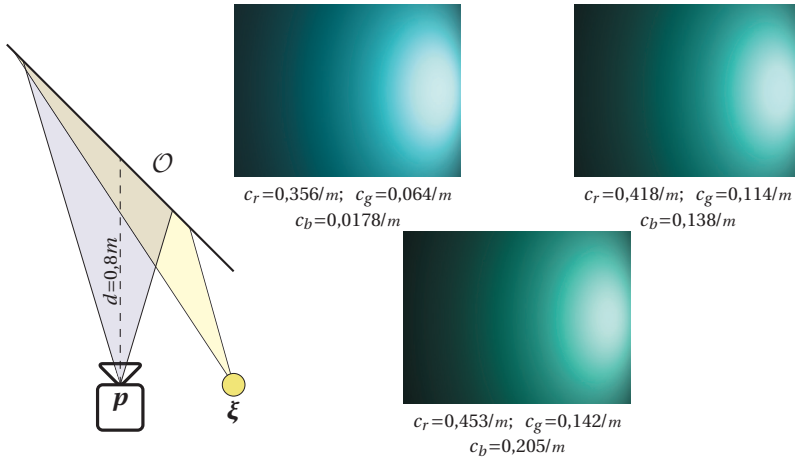


Abbildung 4.9: Auswirkungen der direkten Komponente. Deutlich zu erkennen sind die verschiedenen Farbstiche, die je nach Dämpfung des Wassers bläulich, türkis oder grünlich wirken.

Vergleich beider Kameramodelle

Für den Vergleich der direkten Komponente mit dem Lochkameramodell mit realen Pixelflächen und dem Lochkameramodell mit infinitesimalen Pixel werden Beispielrechnungen angeführt. Für festgelegte Konfigurationen werden beide Modelle berechnet und der Quotient

$$\frac{\gamma^d(\mathcal{U}_u)}{\tilde{\gamma}^d(u)} \quad (4.44)$$

gebildet. Der Wert des Quotienten liegt für alle Konfigurationen bei nahezu¹ eins.

Für die Auswertung der Abweichungen beider Modelle gegeneinander wurde zunächst der Quotient der beiden Modelle gebildet, wobei der betrachtete Pixel entlang der langen Sensorseite wandert und die Entfernung der Oberfläche bei 2 m festgehalten wird. Für diese Konfiguration ist der Quotient in Abbildung 4.10 aufgetragen. In der Abbildung 4.11 sieht man den Quotienten an der Stelle $\mathbf{u} = (0,0)^T$ über die Entfernung der Oberfläche aufgetragen.

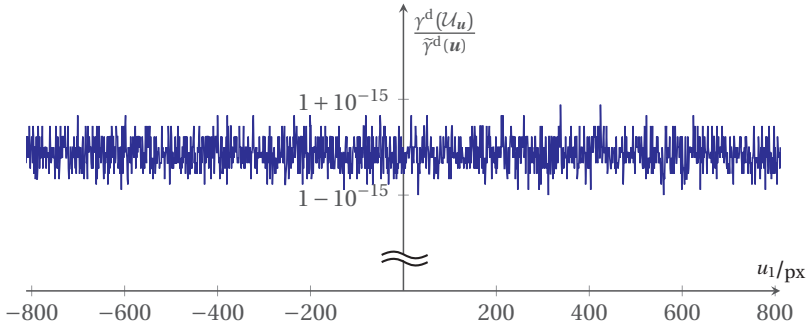


Abbildung 4.10: Quotient der direkten Komponenten über die Breite des Sensors

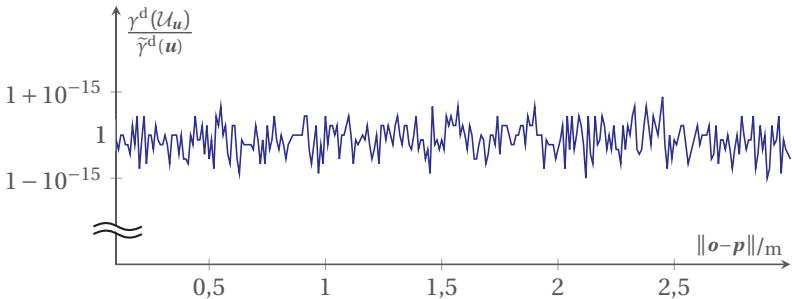


Abbildung 4.11: Quotient der direkten Komponenten über die Entfernung am Punkt $\mathbf{u} = (0,0)^T$

1 Der Quotient schwankt bei den Berechnungen zwischen $1 - 10^{-15}$ und $1 + 10^{-15}$ und kann damit nicht von rechnerarchitektonischen numerischen Fehlern unterschieden werden

Die Evaluation hat gezeigt, dass die direkte Komponente sowohl für das Lochkammermodell mit realen Pixel, als auch für infinitesimale Pixel quasi die selben Werte liefert. Diese Ergebnisse werden auch durch andere Berechnungen gestützt, bei denen weitere Eigenschaften, wie die Dämpfungskonstante und die Neigung der Oberfläche variiert wurden.

4.5.2 – VorwärtsstreuKomponente

Die sog. *VorwärtsstreuKomponente* wird von denjenigen Pfaden der Lichtausbreitung gebildet, die bei einer Lichtquelle beginnen, von dort auf einen Punkt der Oberfläche \mathcal{O} treffen, als reflektierter Lichtstrahl ausgehen, an einem Volumenelement gestreut werden und von dort aus auf die Sensorfläche treffen (siehe Abbildung 4.6). Die auftretende Streuung geschieht in jedem Fall innerhalb des aufgespannten Sichtkegels eines Pixels \mathcal{U} , andernfalls könnte dieser von dort nicht direkt auf die Sensoroberfläche gelangen. Bei der VorwärtsstreuKomponente werden nur diejenigen Pfade berücksichtigt, bei denen der Lichtstrahl an einem Oberflächenpunkt $\mathbf{o}' \in \mathcal{O}$ der abgebildeten Oberfläche reflektiert wird, dadurch kann dieser Punkt eindeutig einer Pixelkoordinate $\mathbf{u}' \in \mathcal{U}'$ mit $\mathbf{o}' = F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}')$ zugeordnet werden¹. Zu beachten ist hierbei, dass die Streuung auch innerhalb des aufgespannten Sichtkegels eines einzelnen Pixels geschehen kann, so dass $\mathcal{U} = \mathcal{U}'$. Unter natürlichen Bedingungen, mit natürlichem Streuverhalten von Wasser, wie sie es in Abschnitt 3.2.4 besprochen wurde, ist der Anteil von innerhalb des Sichtkegels gestreuten Lichtstrahlen sogar relativ groß. Auf dieses Streuverhalten wird noch im Laufe der Arbeit eingegangen. Die Größen, die zur nachfolgenden Herleitung der *VorwärtsstreuKomponente* benutzt werden, werden in der Abbildung 4.12 dargestellt.

Zur Modellierung der *VorwärtsstreuKomponente* wird die sog. *Vorwärtsverteilungsfunktion* $\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}_{ij})$ eingeführt, die diejenigen Pfade der VorwärtsstreuKomponente zusammenfasst, die an der Oberfläche $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}_{ij})$ des zu-

1 Dies scheint zunächst eine Einschränkung zu sein, da auch nicht abgebildete Oberflächenpunkte zum Bildwert beitragen können. Da der Einfluss der VorwärtsstreuKomponente auf den Bildwert mit der Entfernung von \mathcal{U} zu \mathcal{U}' sehr schnell abnimmt (siehe Abbildung 4.13 bis Abbildung 4.15) können nicht abgebildete Oberflächenpunkte vernachlässigt werden.

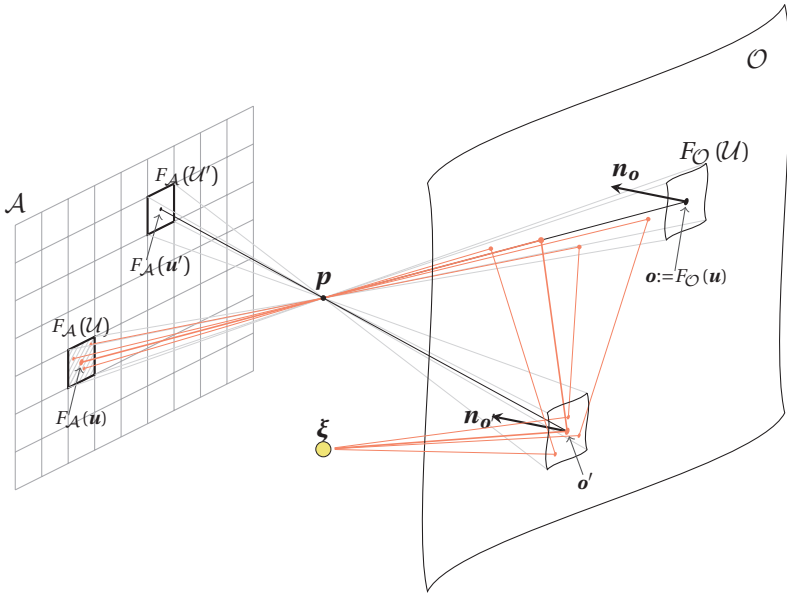


Abbildung 4.12: Darstellung der Vorwärtsstreu­komponente. Die Lichtstrahlen werden von der Lichtquelle emittiert, an einem Oberflächenpunkt o' reflektiert, an einem Volumenelement gestreut und treffen dann auf das Pixel mit der Koordinate u .

gehörigen Pixels u_{ij} reflektiert werden. Die Vorwärtsstreu­komponente ergibt sich dann aus der Summe der Vorwärtsverteilungsfunktion aller Pixel mit

$$\gamma^f(\mathcal{U}) = \sum_{\substack{0 \leq i < M \\ 0 \leq j < N}} \gamma^f(\mathcal{U}, u_{ij}) \quad (4.45)$$

Im Folgenden wird die *Vorwärtsverteilungsfunktion* hergeleitet. Dazu wird der gleiche Ansatz aufgestellt, wie in Gleichung (4.31)

$$\gamma(\mathcal{U}) = \int_{F_A(\mathcal{U})} L(F_A(\mathbf{u}), \overline{F_A(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}) dA_A(\mathbf{u}) . \quad (4.46)$$

Dieses Mal jedoch wird der Anteil an auf dem Sichtstrahl gestreuten Lichtstrahlen zur Bestimmung herangezogen. Diese ergeben sich aus der Strah-

lenstransportgleichung für partizipierende Medien (3.69). Die eingehende Strahldichte kann also durch

$$L\left(F_A(\mathbf{u}), \overline{F_A(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}\right) = \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} e^{-c(\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|-s)} \int_{S^2} \beta(\langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}} \rangle) L_{\text{in}}(\mathbf{o} + s(\overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}), \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{o} + s(\overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}), \mathbf{r}_{\text{in}}) ds \quad (4.47)$$

mit

$$\mathbf{o} := F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}) \quad (4.48)$$

ausgedrückt werden. Wie schon eingangs dargelegt, werden für die an dem Medium gestreuten Lichtstrahlen für die Vorwärtstrekumponente nur diejenigen betrachtet, die von der Oberfläche $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}')$ reflektiert werden. Die Abhängigkeit vom Raumwinkel wird durch Substitution zu einer Abhängigkeit vom entsprechenden Flächenelement. Mit

$$\mathbf{o}' := F_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}')$$

und

$$\mathbf{x}(s) := \mathbf{o} + s(\overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}) \quad (4.49)$$

und der Substitution

$$d\omega(\mathbf{o} + s(\overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}), \mathbf{r}_{\text{in}}) = \frac{\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle}{\|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'\|^2} dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}') \quad (4.50)$$

ergibt sich dann die Strahldichte zu

$$L\left(F_A(\mathbf{u}), \overline{F_A(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}\right) = \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} e^{-c(\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|-s)} \int_{F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}')} \beta(\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}} \rangle) L_{\text{out}}(\mathbf{o}', \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}) e^{-c\|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'\|} \frac{\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle}{\|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'\|^2} dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}') ds. \quad (4.51)$$

Die am Oberflächenpunkt reflektierte Strahldichte ist abhängig von der BRDF und der Beleuchtung an diesem Punkt. Die Auflösung von $L_{\text{out}}(\cdot)$ nach diesen Größen kann analog zu (4.31) bis (4.40) durchgeführt werden. Damit ergibt sich für die reflektierte Strahldichte am Punkt \mathbf{o}'

$$L_{\text{out}}(\mathbf{o}', \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}) = \rho(\mathbf{o}'; \overline{\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}}, \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}}) \frac{\langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle}{\|\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}\|^2} e^{-c\|\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}\|}. \quad (4.52)$$

Alles in allem ergibt sich damit für die *Vorwärtsverteilungsfunktion*

$$\begin{aligned} \gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}') &= \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})} \int_0^{\|\mathbf{p} - \mathbf{o}\|} \int_{F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}')} \beta(\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{x}(s)} \rangle) \\ &\quad \rho(\mathbf{o}'; \overline{\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}}, \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}}) \\ &\quad \frac{\langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle \langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle}{\|\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}\|^2 \|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'\|^2} \\ &\quad e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{x}(s)\| + \|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}'\| + \|\mathbf{o}' - \boldsymbol{\xi}\|)} \\ &\quad dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}') ds dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}). \end{aligned} \quad (4.53)$$

Zu beachten ist hierbei, dass die äußere Integration über die Pixelfläche $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})$ stattfindet, die innere aber über einen Oberflächenabschnitt $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}')$. Dies wird durch die Bezeichnung der Differenziale $dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$ bzw. $dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}')$ noch einmal hervorgehoben. Da die Pixeloberfläche eine ebene Fläche darstellt und die Parametrisierung durch zwei orthonormale Basisvektoren geschieht (siehe Abschnitt 4.1.1), kann das Pixelflächendifferenzial $dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u})$ durch seine zwei Koordinaten wie folgt ausgedrückt werden:

$$dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) = du_1 du_2. \quad (4.54)$$

Das Oberflächendifferenzial $dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}')$ hängt von der konkreten Form der Oberfläche ab. Für eine senkrecht zur optischen Achse stehende Ebene im Abstand von d zum Projektionszentrum \mathbf{p} der Kamera ergibt sich aus dem

Strahlensatz

$$\begin{aligned}
 dA_{\mathcal{O}}(\mathbf{u}') &= \sqrt{|\mathbf{W}_{\mathcal{O}}(\mathbf{u})|} du'_1 du'_2 \\
 &= \sqrt{\begin{vmatrix} \frac{d^2}{\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|^2} & 0 \\ 0 & \frac{d^2}{\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|^2} \end{vmatrix}} du'_1 du'_2 \\
 &= \frac{d^2}{\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|^2} du'_1 du'_2, \tag{4.55}
 \end{aligned}$$

wobei $\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|$ der Bildweite entspricht. Für allgemeine reguläre Flächen \mathcal{O} kann das Flächendifferenzial $dA_{\mathcal{O}}$ durch die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Zusammenhänge bestimmt werden.

Approximation der VorwärtsstreuKomponente

Für die Vorwärtsverteilungsfunktion für das Kameramodell mit infinitesimalen Pixel ergibt sich für eine senkrecht zur optischen Achse stehende Oberfläche mit der Entfernung d zum Projektionszentrum \mathbf{p} ein etwas anderer Vorfaktor als in Gleichung (4.41), um die beiden Integrale über die Integrationsflächen $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U})$ und $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U}')$ zu kompensieren:

$$\begin{aligned}
 \tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}, \mathbf{u}') &= |F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})| \frac{d^2}{\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|} \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} \beta \left(\langle \overline{\mathbf{x}(s)-\mathbf{o}'}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)} \rangle \right) \\
 &\quad \rho \left(\mathbf{o}'; \overline{\mathbf{o}'-\xi}, \overline{\mathbf{x}(s)-\mathbf{o}'} \right) I_{\xi} \left(\overline{\mathbf{o}'-\xi} \right) \\
 &\quad \frac{\langle \overline{\xi-\mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle \langle \overline{\mathbf{x}(s)-\mathbf{o}'}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}'} \rangle}{\|\mathbf{o}'-\xi\|^2 \|\mathbf{x}(s)-\mathbf{o}'\|^2} \\
 &\quad e^{-c(\|\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)\| + \|\mathbf{x}(s)-\mathbf{o}'\| + \|\mathbf{o}'-\xi\|)} ds \tag{4.56}
 \end{aligned}$$

Der Vorfaktor $d^2/\|\mathbf{c}-\mathbf{p}\|$ entstammt dabei dem Flächendifferenzial aus der Gleichung (4.55). Für andere Formen der Oberfläche muss dieser Vorfaktor entsprechend angepasst werden. Im Anschluss wird die Vorwärtsverteilungsfunktion an einigen Beispielen veranschaulicht. Außerdem wird der numerische Unterschied zwischen den beiden Kameramodellen beleuchtet.

Veranschaulichung der Vorwärtsstreu-Funktion

In diesem Abschnitt wird zunächst die Vorwärtsverteilungsfunktion veranschaulicht, indem deren Ausprägungen anhand von Beispielrechnungen nachvollzogen werden. Bei diesen Beispielrechnungen wird zunächst die Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}')$ für die Umgebung eines einzelnen Pixels \mathcal{U} betrachtet. In weiteren Rechnungen werden die Veränderungen der Vorwärtsverteilungsfunktion mit der Entfernung, dem Streukoeffizienten und der Form der Streuung dargestellt. Für die in diesem Abschnitt beschriebenen Simulationen werden Kameraparameter verwendet, die in Tabelle 4.1 aufgelistet sind.

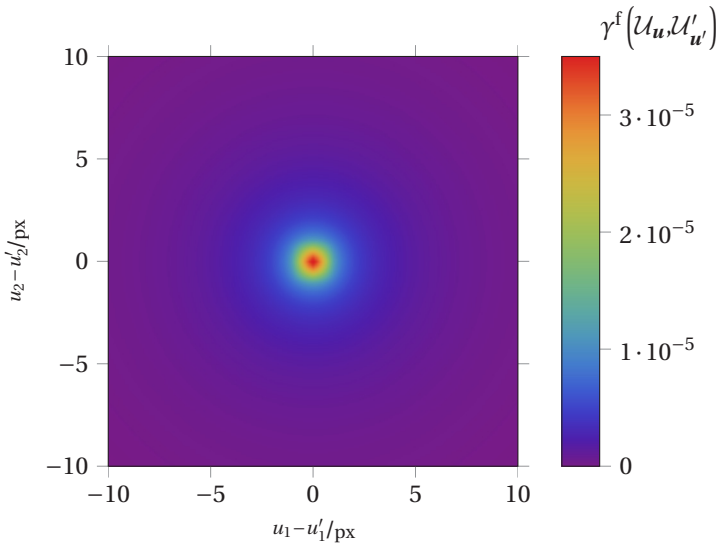


Abbildung 4.13: Darstellung einer typischen Vorwärtsverteilungsfunktion. Diese besitzt einen Peak bei $\|\mathbf{u} - \mathbf{u}'\| = 0$ und ist rotationssymmetrisch.

In der ersten Simulation wurde die Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(\mathcal{U}_u, \mathcal{U}'_u)$ berechnet, wobei hierfür als Pixel \mathcal{U}_u die Fläche um die zentrale Pixelkoordinate $\mathbf{u} = (0,0)^\top$ verwendet wurde; \mathcal{U}'_u wurde dabei variiert. Es wurde eine senkrecht zur optischen Achse stehende weiße Platte abgebildet, die in einer Entfernung von 2m platziert wurde. Für die Dämpfung wurden $c = 0,219/\text{m}$ und für die Streuung $b = 0,15/\text{m}$ verwendet. Als Streufunktion

$\beta(\mu) = b \tilde{\beta}_{\text{Hen}}(\kappa = 0,95, \mu)$ wurde die *Henyey-Greenstein* Phasenfunktion aus (3.61) mit dem Parameter $\kappa = 0,95$ verwendet. Das Ergebnis der Simulation ist in der Abbildung 4.13 dargestellt. Es ist zu sehen, dass die Vorwärtsverteilungsfunktion rotationssymmetrisch ist. Tatsächlich ist die Vorwärtsverteilungsfunktion unter den meisten Bedingungen, in denen Unterwasserbilder aufgenommen werden, rotationssymmetrisch¹. Es fällt außerdem auf, dass die Vorwärtsverteilungsfunktion schnell mit der Entfernung zum Ursprungspixel \mathcal{U}_u abfällt.

Im zweiten Versuch wird die Veränderung der Vorwärtsverteilungsfunktion in Bezug zur Entfernung untersucht. Für die Abbildung 4.14 wurden die Entfernungen 0,5 m, 0,75 m, 1,5 m und 3 m untersucht und aufgetragen. Dargestellt wurde immer ein Querschnitt der Vorwärtsverteilungsfunktion. Zu erkennen ist dabei, dass die Vorwärtsverteilungsfunktion mit sinkender Entfernung höher wird.

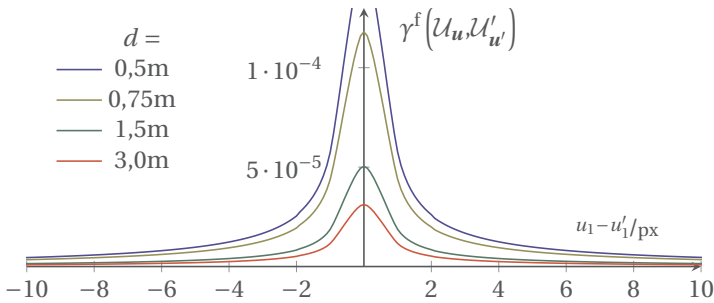


Abbildung 4.14: Darstellung der Vorwärtsverteilungsfunktion. Die Vorwärtsverteilungsfunktion nimmt mit der Entfernung ab, die Form bleibt jedoch erhalten und ändert sich nicht (siehe Abschnitt 5.3)

Für die nächste Simulation wurden sowohl der Streukoeffizient, als auch der Parameter κ der Henyey-Greenstein-Phasenfunktion variiert. Das Schaubild der Abbildung 4.15 zeigt die Abhängigkeit der Vorwärtsverteilungsfunktion von der Form der Phasenfunktion. Auffällig ist, dass sich grundsätzlich die Form der Vorwärtsverteilungsfunktion über alle Simulationen kaum ändert. Dieses Verhalten wird in Abschnitt 5.3 noch ausführlich behandelt.

¹ Bei extremer Neigung der Oberfläche zur optischen Achse und bei Lichtquellen, die sich sehr nahe an dem abgebildeten Objekt befinden, ist eine kleine Abweichung von der Rotationssymmetrie auszumachen.

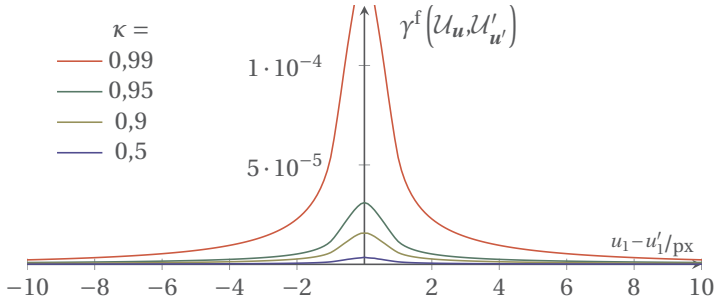


Abbildung 4.15: Darstellung der Vorwärtsverteilungsfunktion unter variierendem Henyey-Greenstein-Phasenfunktion $\tilde{\beta}_{\text{Hen}}(\kappa, \cos\theta)$. Wird die Phasenfunktion gerichtet (mit größer werdendem κ), so wird die Vorwärtsverteilungsfunktion vor höher.

Vergleich beider Kameramodelle

Ähnlich wie bei der direkten Komponente werden auch hier die beiden Kameramodelle verglichen. Auch hierzu wird der Koeffizient berechnet

$$\frac{\gamma^f(\mathcal{U}_u, \mathcal{U}'_{u'})}{\tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}, \mathbf{u}')}, \tag{4.57}$$

wobei \mathbf{u} bzw. \mathbf{u}' den Mittelpunkt von \mathcal{U}_u bzw. $\mathcal{U}'_{u'}$ bildet. Für eine Vorwärtsverteilungsfunktion wurde in Abbildung 4.16 beispielhaft ein Quotient gebildet.

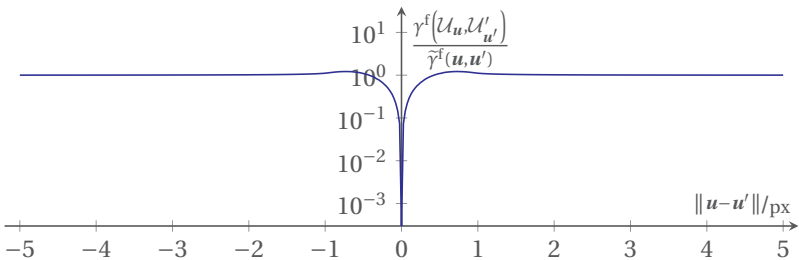


Abbildung 4.16: Abweichung der Vorwärtsverteilungsfunktion beider Kameramodelle. Anders als bei der direkten Komponente unterscheiden sich die beiden Lochkameramodelle erheblich.

Anders als bei der direkten Komponente weicht das Kameramodell mit infinitesimalen Pixel deutlich vom anderen Kameramodell ab. Vor allem für Funktionswerte, bei denen die Differenz $\|\mathbf{u} - \mathbf{u}'\|$ sehr klein wird, beträgt die Abweichung mehrere Größenordnungen. Dies ist damit zu erklären, dass die Approximation des Integrals durch die Abtastung der Funktion an dem Mittelpunkt des Pixels in diesem Fall zu großen Fehlern führt. Im Zentrum (bei $\mathbf{u} = \mathbf{u}'$) der Vorwärtsverteilungsfunktion gibt es einen großen Peak, der dann schnell abfällt. Der Wert der Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(\mathcal{U}_{\mathbf{u}}, \mathcal{U}_{\mathbf{u}})$ im Zentrum, der sich durch das Flächenintegral über $F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})$ ergibt, wird damit nicht durch die Abtastung durch die approximierte Vorwärtsverteilungsfunktion $\tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}, \mathbf{u})$ im Zentrum abgebildet. Daraus resultiert, dass die Approximation der Vorwärtsverteilungsfunktion für Werte $\|\mathbf{u} - \mathbf{u}'\| < 2$ nicht für die Modellierung der Bildgewinnung unter Wasser herangezogen werden sollte.

4.5.3 – Rückstreukomponente

Die sog. *Rückstreukomponente* umfasst all diejenigen Lichtpfade, die bei der Lichtquelle ξ beginnen, innerhalb des Mediums gestreut werden und auf die Sensoroberfläche treffen. Dabei werden die Lichtstrahlen nicht an der Oberfläche \mathcal{O} reflektiert, die Pfade berühren also an keiner Stelle die Oberfläche. Da die Lichtstrahlen, nachdem sie gestreut wurden, direkt auf die Sensoroberfläche treffen, muss das Streueignis innerhalb des Sichtkegels eines Pixels \mathcal{U} stattfinden. Die Abbildung 4.17 stellt die Rückstreukomponente dar.

Analog zu den bisherigen Herleitungen der anderen Komponenten wird zunächst der Ansatz

$$\gamma(\mathcal{U}) = \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{U})} L\left(F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}), \overline{F_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}\right) dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) \quad (4.58)$$

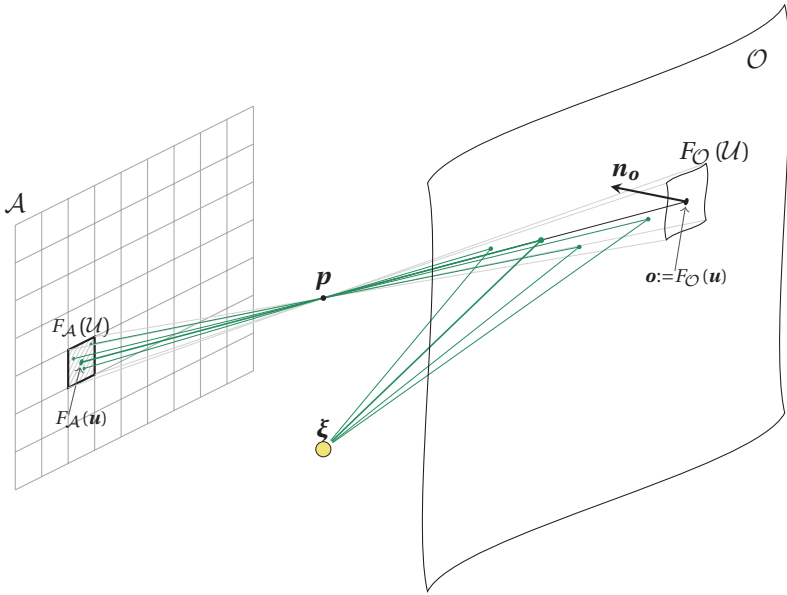


Abbildung 4.17: Darstellung der Rückstreukomponente. Die Lichtpfade, die von der Lichtquelle ausgehen, an einem Volumenelement gestreut werden und auf die Sensoroberfläche gelangen, werden zur Rückstreukomponente zusammengefasst. Diese Komponente beinhaltet offensichtlich keinerlei Informationen über die Reflektanz der Oberfläche.

betrachtet, jedoch genau wie in (4.47) die Streueignisse innerhalb des Sichtkegels in Betracht gezogen. Damit ergibt sich für die eingehende Strahlendichte

$$L(F_A(\mathbf{u}), \overline{F_A(\mathbf{u}) - \mathbf{p}}) = \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} e^{-c\|\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)\|} \int_{S^2} \beta(\langle \mathbf{r}_{\text{in}}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}} \rangle) L_{\text{in}}(\mathbf{x}(s), \mathbf{r}_{\text{in}}) d\omega(\mathbf{x}(s), \mathbf{r}_{\text{in}}) ds \quad (4.59)$$

mit

$$\begin{aligned} \mathbf{o} &:= F_O(\mathbf{u}) \\ \mathbf{x}(s) &:= \mathbf{o} + s(\overline{\mathbf{p}-\mathbf{o}}) . \end{aligned} \quad (4.60)$$

Dieses Mal werden jedoch diejenigen Lichtstrahlen betrachtet, die direkt von der Lichtquelle an der Stelle ξ ausgehen und an $\mathbf{x}(s)$ in den Sichtkegel eingestreuert werden. Wegen (4.27) und der Ausblendeigenschaft ergibt sich für die RückstreuKomponente

$$\begin{aligned} \gamma^b(\mathcal{L}) &= \int_{F_{\mathcal{A}}(\mathcal{L})} \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} \beta \left(\left\langle \overline{\mathbf{x}(s)-\xi}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)} \right\rangle \right) \\ &\quad I_{\xi} \left(\overline{\mathbf{x}(s)-\xi} \right) \frac{1}{\|\mathbf{x}(s)-\xi\|^2} \\ &\quad e^{-c(\|\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)\|+\|\mathbf{x}(s)-\xi\|)} \, ds \, dA_{\mathcal{A}}(\mathbf{u}) . \end{aligned} \quad (4.61)$$

Analog zu den Herleitungen der direkten und der VorwärtsstreuKomponente kann die RückstreuKomponente für das Kameramodell der infinitesimalen Pixel mit

$$\begin{aligned} \tilde{\gamma}^b(\mathbf{u}) &= |F_{\mathcal{A}}(\mathcal{L})| \int_0^{\|\mathbf{p}-\mathbf{o}\|} \beta \left(\left\langle \overline{\mathbf{x}(s)-\xi}, \overline{\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)} \right\rangle \right) \\ &\quad I_{\xi} \left(\overline{\mathbf{x}(s)-\xi} \right) \frac{1}{\|\mathbf{x}(s)-\xi\|^2} \\ &\quad e^{-c(\|\mathbf{p}-\mathbf{x}(s)\|+\|\mathbf{x}(s)-\xi\|)} \, ds . \end{aligned} \quad (4.62)$$

angegeben werden. Die RückstreuKomponente hängt offensichtlich nicht von den Reflexionseigenschaften der Oberfläche ab. Lediglich die Entfernung zur Oberfläche schlägt sich im Wert der RückstreuKomponente nieder. Im Nachfolgenden werden verschiedene Simulationen durchgeführt, um die Ausprägungen und die Auswirkungen der RückstreuKomponente zu verdeutlichen.

Veranschaulichung der RückstreuKomponente

In diesem Abschnitt wird die Abhängigkeit der RückstreuKomponente von Streukoeffizienten, Streuformen und Entfernung zur Oberfläche anhand von Simulationen verdeutlicht. Zunächst wird die RückstreuKomponente für verschiedene Entfernungen ermittelt. Dazu wird ebenfalls eine senkrecht zur

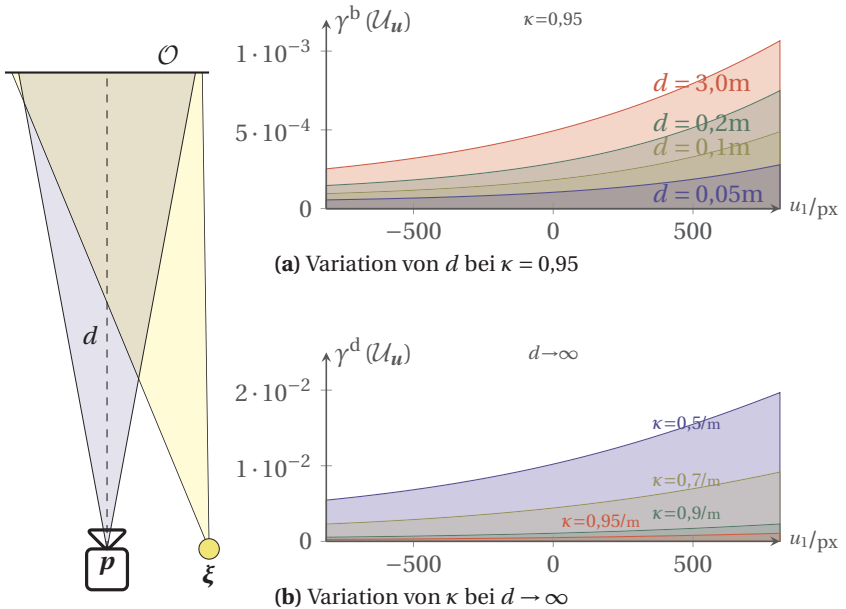


Abbildung 4.18: Berechnungen der Rückstreukomponente $\gamma^b(\mathcal{U}_u)$ entlang der x -Achse des Sensors unter Variation der Objektentfernung und der Form der Henyey-Greenstein-Phasenfunktion $\tilde{\beta}_{\text{Hen}}(\kappa, \cos\theta)$.

optischen Achse stehende Ebene betrachtet, die in ihrer Entfernung variiert.

In Abbildung 4.18a ist die Rückstreukomponente für verschiedene Entfernungen in einem Schaubild aufgetragen. Zu erkennen ist, dass die Rückstreukomponente anders als bei den vorherig besprochenen Komponenten nicht mit der Entfernung abnimmt, sondern zunimmt. Das liegt daran, dass sich die Wegstrecke verlängert, auf der Streueignisse auftreten können. Wegen des *Lambert-Beer'schen* Gesetzes und der quadratischen Abnahme der Bestrahlungsstärke mit der Entfernung ist jedoch die Zunahme der Rückstreuung mit der Entfernung beschränkt. Es gibt also für jeden betrachteten Pixel einen Grenzwert, gegen den die Rückstreukomponente konvergiert. Dieser Grenzwert ist von der Dämpfung und der Streuung abhängig. Im Abbildung

4.18b werden einige der Grenzfunktionen für verschiedene Streuparameter in Schaubildern aufgetragen.

Ein numerischer Vergleich beider Komponenten hat gezeigt, dass die beiden Lochkammermodelle gleiche Ergebnisse liefern. Die Abweichungen gingen, wie bei der direkten Komponente, in dem rechnerarchitektonisch bedingten numerischen Rauschen unter.

4.6 Zusammenfassung

Aufbauend auf den Grundlagen der Geometrie und des Strahlentransportes aus dem letzten Kapitel (Kapitel 3), wurde in diesem Kapitel das Bildentstehungsmodell hergeleitet. Dabei wurde auf eine saubere Definition der Annahmen und Voraussetzungen geachtet und die einzelnen Punkte des Modells detailliert beschrieben, angefangen bei der Modellierung der Sensoroberfläche und ihrer geometrischen Parametrisierung über die verwendeten verschiedenen Lochkammermodelle, der Oberflächenparametrisierung und der Modellierung von Punktlichtquellen bis hin zum eigentlichen Modell. Es wurde die Idee der Aufteilung des Strahlentransportes in die drei Komponenten (direkte Komponente, Vorwärtsstreuikomponente, Rückstreuikomponente) beschrieben und im Einzelnen aus den physikalischen Grundlagen des Strahlentransportes hergeleitet. Zur Verdeutlichung wurden einige Beispielerrechnungen durchgeführt.

5

Diskussion des Modells

Im letzten Kapitel wurde das Modell für die Bildentstehung von Unterwasserbildern hergeleitet. Dazu wurde der Strahlentransport in drei Teile untergliedert: Die *direkte Komponente*, die *Vorwärtsstreukomponente* und die *Rückstreukomponente*. Im diesem Kapitel wird das hergeleitete Modell diskutiert. Dazu werden die Bedeutungen der Komponenten für die Bildentstehung und die typischen Bildfehler, die unter Wasser entstehen, erläutert. Es wird beschrieben, welche Komponente welchen Anteil an den typischen Bildverschlechterungen besitzt.

In diesem Kapitel wird ausführlich diskutiert, in welchem Rahmen dieses Modell sinnvoll eingesetzt werden kann und wo die Grenzen dieser Modellierung liegen. Außerdem werden ein paar Eigenschaften des Modells erläutert, die eine vereinfachte mathematische Notation und damit eine leichtere Handhabbarkeit erlauben, welche im nächsten Kapitel von großer Bedeutung sind.

5.1

Bedeutung der einzelnen Komponenten für die Bildentstehung

Visuell-optische Bildgebung unter Wasser ist typischerweise von verschiedenen Degradationen – also Bildverschlechterungen – betroffen. Dies sind vor allem starke Farbverschiebungen, Bildunschärfe und Aufhellungen durch Umgebungslicht. Diese Bildverschlechterungen führen zu geringen Kontrasten und zur Reduktion der Bildinformation.

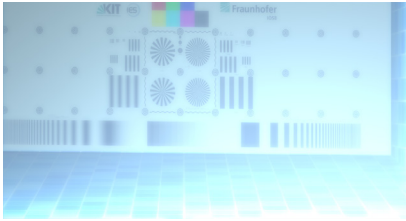
In diesem Abschnitt werden die einzelnen Komponenten in Bezug auf ihre Auswirkungen auf den Bildinhalt untersucht. Anhand einer Simulation eines Bildes (Testtafel) werden die verschiedenen Wirkungsweisen deutlich gemacht.

In Abbildung 5.1a ist eine komplette Simulation einer Testtafel abgebildet, die sich im Abstand von etwa 1,5 m von der Kamera entfernt befindet. Es fallen dabei die typischen Bilddegradationen ins Auge, die bei Unterwasserbilddaufnahmen vorkommen.

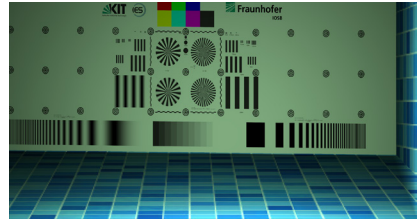
Die Abbildung der weißen Testtafel besitzt eine typische Farbverschiebung, die Strukturen sind unscharf und es gibt zum Teil sehr starke Aufhellungen im Bild, die den Bildinhalt z. T. überstrahlen (rechts unten) bzw. einen milchigen Bildeindruck erzeugen. Wie die einzelnen Komponenten zu diesen Degradationen beitragen zeigen die Abbildungen 5.1b, 5.1c und 5.1d.

5.1.1 – Einfluss der direkten Komponente

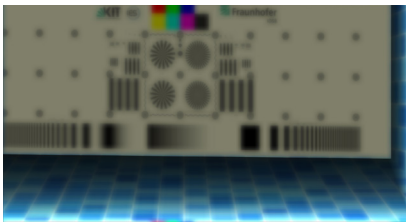
Die direkte Komponente (Abbildung 5.1b) liefert das klarste Bild der Testtafel, was daran liegt, dass die Lichtstrahlen von der Testtafel ohne gestreut zu werden zum Sensor gelangen. Allerdings ist zu erkennen, dass die Testtafel einen deutlichen Grünstich enthält. Das liegt daran, dass die Lichtstrahlen, die von der Lichtquelle ausgehen schon durch das Medium gedämpft wurden, bevor sie auf das Objekt treffen. Durch wellenlängenspezifische Dämpfungen verändert sich die spektrale Zusammensetzung des Lichtes, so dass das Objekt nicht mehr mit weißem Licht beleuchtet wird und auf dem Pfad vom Objekt zum Sensor erneut gedämpft wird. Je weiter ein Bereich entfernt ist,



(a) Komplette Simulation



(b) Direkte Komponente



(c) VorwärtsstreuKomponente



(d) RückstreuKomponente

Abbildung 5.1: Simulation eines Unterwasserbildes. Die Bildgewinnung unter Wasser kann mittels des hergeleiteten Modells simuliert werden (Abbildung 5.1a). Der Beitrag der einzelnen Komponenten der Simulation ist in den Teilabbildungen 5.1b (direkte Komponente), 5.1c (VorwärtsstreuKomponente) und 5.1d (RückstreuKomponente) aufgeteilt. Die Beiträge zu den Bilddegradationen sind in den Bildern der einzelnen Komponenten deutlich zu erkennen.

desto dunkler wird dieser, da mit der Entfernung die Werte der direkten Komponente kleiner werden. Wie in Kapitel 4.5.1 besprochen gehen die Werte der direkten Komponente gegen Null, wenn die Entfernung gegen unendlich geht.

5.1.2 – Einfluss der VorwärtsstreuKomponente

Auf dem Bild der VorwärtsstreuKomponente (Abbildung 5.1c) ist die Testtafel zwar zu erkennen, sie ist jedoch sehr unscharf abgebildet. Dadurch, dass für jedes Pixel U_u auch seine Nachbarpixel U'_u , einen Beitrag zu seiner Intensität besitzen, erscheint das Bild unscharf. Die konkrete Form der Unschärfe hängt

von der Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(\mathcal{U}_u, \mathcal{U}'_u)$ ab, welche in Abschnitt 4.5.2 beschrieben wurde. Da die Vorwärtsverteilungsfunktion schnell abfällt, sind dennoch einige Strukturen erkennbar. Die Vorwärtsstreu­komponente trägt also auch zur Abbildung der Bildinformation bei, wie die direkte Komponente. Auch die Werte der Vorwärtsstreu­komponente werden mit steigender Entfernung aus den gleichen Gründen, wie bei der direkten Komponente, kleiner. An starken Entfernungskanten, wie sie in der Abbildung 5.1c an den Rändern der Testtafel auftreten, entsteht durch die Unschärfe jedoch kein scharfer Helligkeitssprung, sondern ein fließender Helligkeitsverlauf.

5.1.3 – Einfluss der Rückstreu­komponente

Die Rückstreu­komponente (Abbildung 5.1d) besitzt keine Texturinformationen über die Testtafel, da die Lichtstrahlen, die in dieser Komponente zusammengefasst werden, nicht auf die Oberfläche treffen. Das liegt daran, dass der Wert der Rückstreu­komponente mit der Entfernung steigt (siehe Abschnitt 4.5.3). Deshalb kann man bei genauerer Betrachtung die Form der Testtafel als dunklere Fläche auf dem Bild erkennen. Die Rückstreu­komponente ist die einzige der drei Komponenten, deren Wert nicht gegen Null geht, wenn die Entfernung zum Objekt ins Unendliche geht. Je weiter also die Entfernung, desto dominanter wird die Rückstreu­komponente im Vergleich zu den textur­informations­behafteten anderen Komponenten. Auffällig an dem Bild ist auch die deutlich stärkere Aufhellung zur Lichtquelle hin (rechte untere Ecke). Je näher die Lichtquelle an der Kamera, desto mehr tritt dieser Effekt zu Tage.

5.1.4 – Gewichtung der einzelnen Komponenten

Entscheidend für die Bildzusammensetzung des gesamten Bildes, also die Komposition der einzelnen Komponenten, ist deren prozentuale Zusammen­setzung. Unter der Annahme, dass die Belichtungszeit keinerlei Beschränkungen unterliegt, kann das Bild immer so aufgenommen werden, dass der hellste Intensitätswert gerade dem Maximum des erfassbaren Bildwertes entspricht. Die prozentualen Anteile der Komponenten ergeben sich gemäß des

in Kapitel 4 hergeleiteten Modells durch die Division der einzelnen Komponenten durch die Gesamtintensität:

$$\begin{aligned} \gamma(\mathcal{U}) &= \gamma^d(\mathcal{U}) + \gamma^f(\mathcal{U}) + \gamma^b(\mathcal{U}) \\ &\Leftrightarrow \\ 1 &= \frac{\gamma^d(\mathcal{U})}{\gamma(\mathcal{U})} + \frac{\gamma^f(\mathcal{U})}{\gamma(\mathcal{U})} + \frac{\gamma^b(\mathcal{U})}{\gamma(\mathcal{U})} . \end{aligned} \quad (5.1)$$

Darstellung im Dreiecksdiagramm

Die prozentuale Gewichtung der Komponenten lässt sich idealerweise in ein Dreiecksdiagramm übertragen. Die Abbildungsleistung eines Bildes einer konkreten System- und Szenenkonfiguration kann als ein Punkt innerhalb des Dreiecksdiagramms dargestellt werden. Je nach Eigenschaft des Systems bzw. der Szene tendiert dieser Punkt zu einem der drei Extremwerte. Abbildung 5.2 zeigt beispielhaft zwei Konfigurationen und deren Punkte innerhalb des Dreiecksdiagramms. Dabei wird angenommen, dass die Szene künstlich beleuchtet wird und die Lichtquelle in der Nähe der Kamera platziert wird. Die Codierung der Farben entspricht einer Überlagerung der Farben der einzelnen Komponenten, wie sie in Abbildung 4.6 verwendet wurden.

Variiert man einen Parameter, so ergibt sich ein Pfad innerhalb des Dreiecksdiagramms. Wird beispielsweise die Distanz d zum abzubildenden Objekt variiert, so kann aus dem Diagramm die Zusammensetzung der einzelnen Komponenten des resultierenden Bildes einfach abgeschätzt werden. Damit ist es möglich auf einfache Art eine Abschätzung der Abbildungsleistung des Kamerasystems zu gewinnen. Zur Veranschaulichung wurde für die Abbildung 5.3 für eine konkrete Konfiguration die Distanz d zum Zielobjekt variiert.

Zu erkennen ist, dass die Zusammensetzung der Komponenten bei der direkten Komponente beginnt, was damit zusammenhängt, dass sich nur eine kleine Wassersäule zwischen Kamera und Objekt befindet, in dem Streueignisse stattfinden können. Der Pfad verläuft zunächst in Richtung Vorwärtstreukomponente, bevor sie in Richtung Rückstreukomponente abknickt und dort endet. Der Grund dafür, dass der Pfad in der Rückstreukomponente endet, liegt daran, dass – wie in Abschnitt 5.1.3 erläutert – die Rückstreukom-

ponente mit der Entfernung zum Objekt anwächst, während die anderen Komponenten kleiner werden.

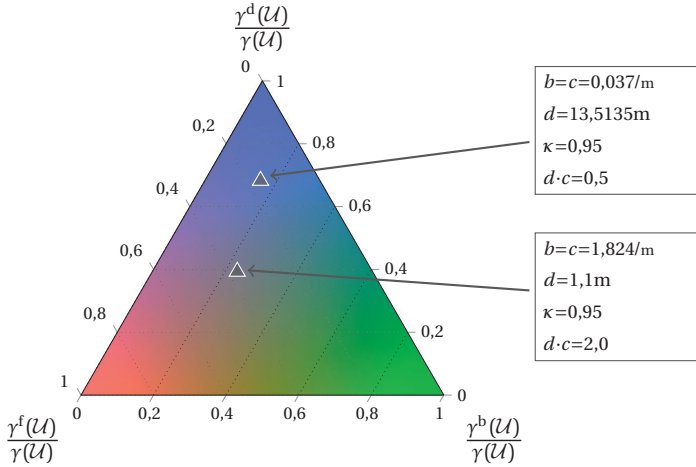


Abbildung 5.2: Für zwei verschiedene Konfigurationen fällt die Zusammensetzung des resultierenden Bildwertes aus den drei Komponenten verschieden aus.

Betrachtet man die Pfade im Dreiecksdiagramm, die entstehen, wenn man den Streukoeffizient variiert, fällt auf, dass mit steigender Streuung auch der Ausschlag des Pfades in Richtung Vorwärtsstreuung zunimmt (Abbildung 5.4). Für kleine Streukoeffizienten gibt es nur einen sehr kleinen Ausschlag hin zur Vorwärtsstreuung. Für die Bildgewinnung unter Wasser resultiert daraus, dass die Vorwärtsstreuung für kleine Streukoeffizienten und künstlicher Lichtquelle in der Nähe der Kamera für den Bildeindruck oft vernachlässigbar ist, das gilt auch für große Entfernungen.

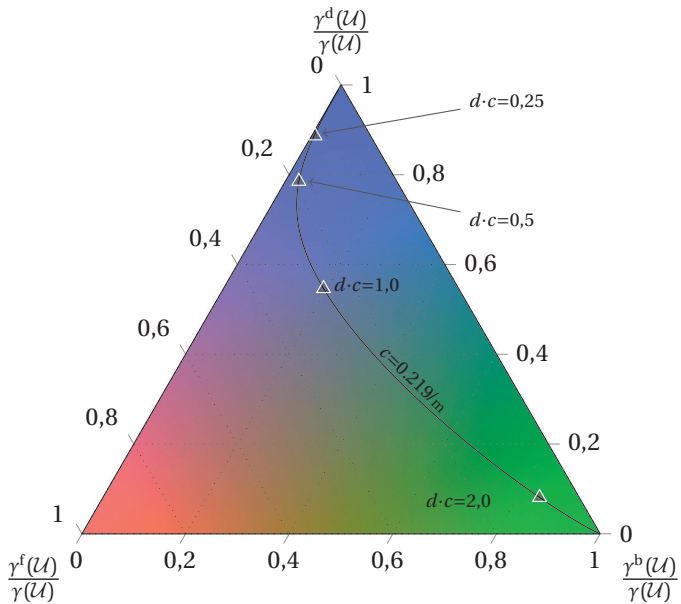


Abbildung 5.3: Wird ein Parameter der Bildaufnahme (hier die Distanz d) variiert, so entsteht ein Pfad im Dreiecksdiagramm. An diesem kann man ablesen, welche Komponente wie stark zum gesamten Bildeindruck beiträgt.

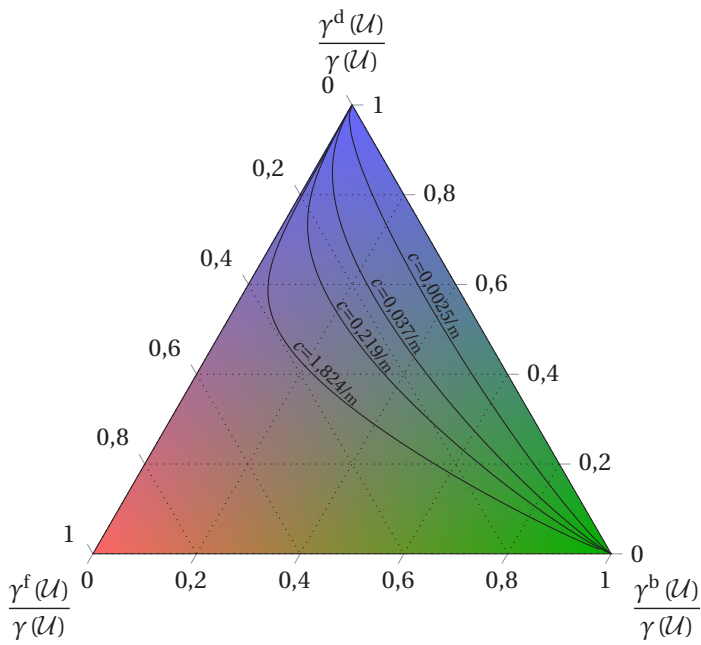


Abbildung 5.4: Je größer der Streukoeffizient, desto weiter schlägt die Kurve Richtung VorwärtsstreuKomponente aus. Für geringe Streuung ist die Vorwärtsstreuung auch für große Entfernungen vernachlässigbar.

Gültigkeit des Single-Scattering Modells

5.2

In Kapitel 4 wurde das Bildentstehungsmodell hergeleitet und auch die Annahmen, die diesem Modell zu Grunde liegen, erläutert. Aufgrund der Vereinfachungen vor allem der *Single-Scattering* Annahme besitzt das Modell nicht uneingeschränkte Gültigkeit. In diesem Abschnitt wird jedoch gezeigt, dass die Modellierungen für die Bildgebung unter Wasser sinnvoll ist und den Großteil der typischen Aufnahmekonfigurationen passend modelliert.

5.2.1 – Wahrscheinlichkeit von Streuereignissen

In diesem Abschnitt wird untersucht, wie sich die Wahrscheinlichkeit von Streuereignissen in Abhängigkeit von der Entfernung zum abzubildenden Objekt verhält. Es wird gezeigt, ab welcher Entfernung mit einer Mehrfachstreuung (mehr als ein Streuereignis) zu rechnen ist, d. h. ab welcher Entfernung die Annahmen des Modells verletzt werden.

Hierzu werden die Begriffe der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion und der Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktion aus der Wahrscheinlichkeitstheorie verwendet [Gel14]. Hierbei werden Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen mit $p(\cdot)$ und Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktionen mit $P(\cdot)$ bezeichnet. Die Ausprägung der kontinuierlichen Zufallsvariablen T , die die Pfadlänge beschreibt, wird in diesem Abschnitt mit τ bezeichnet. Die diskrete Zufallsvariable, die die Anzahl der Streuereignisse beschreibt erhält in diesem Kapitel die Bezeichnung S .

Die Wahrscheinlichkeit, dass ein ungestreuter Lichtstrahl eine Pfadlänge von τ einnimmt, kann durch die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion

$$p(T = \tau | S = 0) = \begin{cases} b e^{-\tau b} & \tau \geq 0 \\ 0 & \tau < 0 \end{cases} \quad (5.2)$$

zum Ausdruck gebracht werden [Mob94], wobei b der Streukoeffizient ist. Diese Pfadlänge ist also exponentialverteilt und besitzt damit den Erwar-

tungswert $E\{T|S=0\} = 1/b$. Die kumulative Verteilungsfunktion ist gegeben durch

$$P(T < \tau | S = 0) = \begin{cases} 1 - e^{-\tau b} & \tau \geq 0 \\ 0 & \tau < 0 \end{cases} . \quad (5.3)$$

Für die Wahrscheinlichkeitsdichte aus (5.2) wird im folgenden die verkürzte Schreibweise $p(\tau|S=0)$ verwendet. Beide Funktionen sind in der Abbildung 5.5 als Funktionsschaubilder abgebildet.

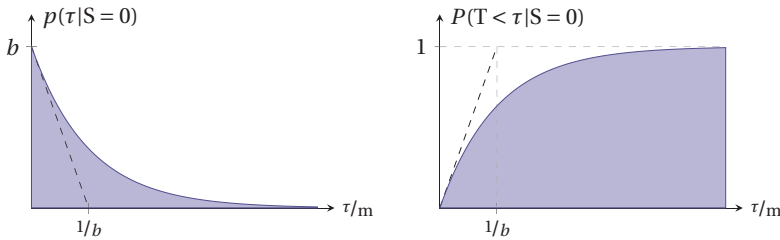


Abbildung 5.5: Darstellung der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\tau|S=0)$ und deren kumulative Verteilungsfunktion $P(T < \tau|S=0)$.

Die Pfadlänge eines Lichtstrahls vom n -ten Streuereignis zum $(n+1)$ -ten Streuereignis ist stochastisch unabhängig von der Anzahl der Streuereignisse. Damit entspricht die Verteilung der Zufallsvariablen, der gesamten Pfadlänge eines Lichtstrahls, der exakt m mal gestreut wurde, der Verteilung der Summe der m identisch verteilten Exponentialverteilungen. Damit entspricht die Verteilung dieser Zufallsvariablen der Erlangverteilung [Fro79] $\text{Erl}(b, m+1)$. Für die Wahrscheinlichkeitsdichte gilt damit

$$p(\tau | S = m) = \begin{cases} \frac{\tau^m b^{m+1}}{m!} e^{-\tau b} & \tau \geq 0 \\ 0 & \tau < 0 \end{cases} . \quad (5.4)$$

Für die Wahrscheinlichkeitsdichte der Pfadlänge von τ bei exakt einem Streuereignis ergibt sich damit

$$p(\tau | S = 1) = \begin{cases} \tau b^2 e^{-\tau b} & \tau \geq 0 \\ 0 & \tau < 0 \end{cases} , \quad (5.5)$$

mit ihrer kumulativen Verteilung von

$$P(T < \tau | S = 1) = \begin{cases} 1 - e^{-\tau b} (1 + \tau b) & \tau \geq 0 \\ 0 & \tau < 0 \end{cases} \quad (5.6)$$

Die Schaubilder dieser Funktionen sind in der Abbildung 5.6 zu sehen.

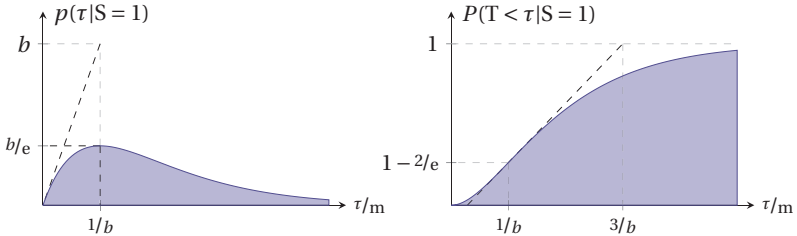


Abbildung 5.6: Darstellung der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\tau|S = 1)$ und deren kumulative Wahrscheinlichkeitsfunktion $P(T < \tau|S = 1)$.

Der Erwartungswert für diese Wahrscheinlichkeitsdichten liegt gerade bei $E\{T|S = m\} = 1/b(m + 1)$.

Da die Bildentstehung im vorhergehenden Abschnitt 4 als Single-Scattering Modell modelliert wurde, also nur Einfachstreuungen in Betracht gezogen werden, steht natürlich die Frage im Raum, ab welchen Entfernungen man mit mehrfachen Streueignissen rechnen muss und in welchem Maße. Diese Frage zielt auf die Wahrscheinlichkeit $P(S | T = \tau)$ ab, mit der bei bekannter Pfadlänge, das m -te Streueignis stattgefunden hat. Diese Frage kann mittels der Formel von Bayes gelöst werden. Damit ergibt sich

$$P(S | T = \tau) = \frac{p(\tau | S) P(S)}{p(\tau)} = \frac{p(\tau | S) P(S)}{\sum_{m=0}^{\infty} p(\tau | S = m) P(S = m)} \quad (5.7)$$

Ohne jegliches Vorwissen, ist jedes Streueignis gleich wahrscheinlich. Daraus folgt, dass die a-priori Wahrscheinlichkeitsverteilungen $P(S)$ eine Gleichverteilung ist. Hieraus folgt für die Wahrscheinlichkeit aus (5.7) mittels (5.4)

$$P(S | T = \tau) = \frac{p(\tau | S) P(S)}{P(S) \sum_{m=0}^{\infty} \frac{\tau^m b^{m+1}}{m!} e^{-\tau b}} = \frac{p(\tau | S)}{b e^{-\tau b} \sum_{m=0}^{\infty} \frac{\tau^m b^m}{m!}} \quad (5.8)$$

Da die unendliche Summe

$$\sum_{m=0}^{\infty} \frac{\tau^m b^m}{m!} = e^{\tau b} \quad (5.9)$$

gerade der Reihendarstellung der Exponentialfunktion entspricht ergibt sich

$$P(S | T = \tau) = \frac{1}{b} p(\tau | S) . \quad (5.10)$$

Da in dieser Arbeit die Modellierung in erster Linie auf der Einfachstreuung beruht, kann nun die Frage nach der Gültigkeit erörtert werden. Aus diesem Grund wird im Folgenden die Wahrscheinlichkeit betrachtet, mit der keine Mehrfachstreuung auftritt. Diese kann angegeben werden als:

$$P(S < 2 | T = \tau) = P(S = 0 | T = \tau) + P(S = 1 | T = \tau) = e^{\tau b} (1 + b\tau) . \quad (5.11)$$

In Abbildung 5.7 ist das Schaubild der Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktion zu sehen.

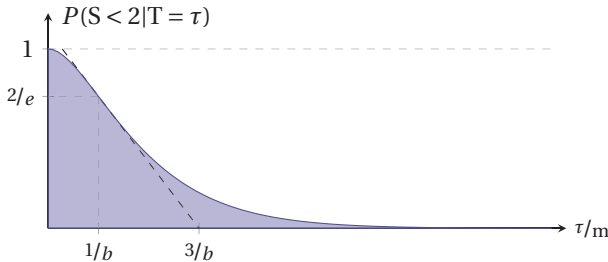


Abbildung 5.7: Darstellung der Wahrscheinlichkeit, dass keine Mehrfachstreuung auftritt, in Abhängigkeit der Pfadlänge τ .

Man erkennt, dass für kleine Pfadlängen, die kleiner sind als $1/b$ der Anteil der Mehrfachstreuung nur gering ist.

Der Wert $1/b$ hat noch eine andere anschauliche Bedeutung. Es ist gerade diejenige Pfadlänge, bei der der Erwartungswert der Anzahl der Streueignisse

gerade eins ist. Es gilt:

$$\begin{aligned}
 E\{S | T = \tau\} &= \sum_{m=0}^{\infty} m \cdot P(S = m | T = \tau) = \sum_{m=0}^{\infty} m \frac{\tau^m b^m}{m!} e^{-\tau b} \\
 &= b\tau e^{-\tau b} \left(\left[m \frac{\tau^{m-1} b^{m-1}}{m!} \right]_{m=0} + \sum_{m=1}^{\infty} m \frac{\tau^{m-1} b^{m-1}}{m!} \right) \\
 &= b\tau e^{-\tau b} \left(0 + \sum_{m=1}^{\infty} \frac{\tau^{m-1} b^{m-1}}{(m-1)!} \right) = b\tau e^{-\tau b} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\tau^n b^n}{n!} \\
 &= b\tau \stackrel{!}{=} 1 \\
 &\Leftrightarrow \\
 \tau &= \frac{1}{b}
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

Diese Überlegungen zeigen, dass die Annahme der Einfachstreuung für Pfadlängen unter $1/b$ dadurch, dass der Anteil der Mehrfachstreuung gering bleibt, erfüllt ist. Offensichtlich ist die Pfadlänge, die ein Lichtstrahl in einem streuenden Medium zurücklegt, länger als die Entfernung von Anfang des Lichtstrahls bis zu seinem Ende. Monte-Carlo Simulationen haben gezeigt, dass bei stark nach vorne streuenden Medien, wie es Wasser ist, diese Abweichung allerdings im Mittel nur sehr gering ist und für die obige Überlegung vernachlässigt werden kann. Es kann also gesagt werden, dass das Modell bis zu einer Objektentfernung von $1/b$ angemessen ist und die Einfachstreuung dominiert, so dass die Mehrfachstreuung vernachlässigt werden können.

Formerhaltung der Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(u, u')$

5.3

In Abbildung 4.14 sind mehrere Schaubilder von Vorwärtsverteilungsfunktionen zu sehen. Diese scheinen sich kaum in ihrer Form zu unterscheiden. Tatsächlich legen die Berechnungen, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt

wurden, die Vermutung¹ nahe, dass sich die Vorwärtsverteilungsfunktionen für zwei verschiedene Distanzen d_0 bzw. d_1 nur durch einen konstanten Faktor

$$\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}') \Big|_{d=d_0} = w \gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}') \Big|_{d=d_1} \quad (5.13)$$

unterscheiden. Aus der mathematischen Formulierung von $\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}')$ aus Gleichung (4.53) ist dieser Zusammenhang nicht ohne weiteres ersichtlich. Hinweise auf dieses Abbildungsverhalten werden auch in [Hou07a] angedeutet.

Es kann damit eine von der Entfernung abhängige Gewichtungsfunktion $w(d)$ bestimmt werden

$$w : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ d \mapsto w(d) = \frac{\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}')}{\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}') \Big|_{d=d_0}} . \quad (5.14)$$

Diese Gewichtungsfunktion $w(d)$ lässt sich einfach und rechnereffizient bestimmen und ermöglicht dadurch eine sehr effiziente Berechnung von $\gamma^f(\mathcal{U}, \mathcal{U}')$ für jede Entfernung d . In der Abbildung 5.8 sind für verschiedene VSF die Schaubilder der Gewichtungsfunktionen abgebildet. Für alle weiteren Berechnungen wird im Folgenden $d_0 = 1$ m gewählt.

1 Für alle im Wasser relevanten Streufunktionen und alle Berechnungen, die diesbezüglich in dieser Arbeit durchgeführt wurden, konnte keine Abweichung dieser Regel gefunden werden.

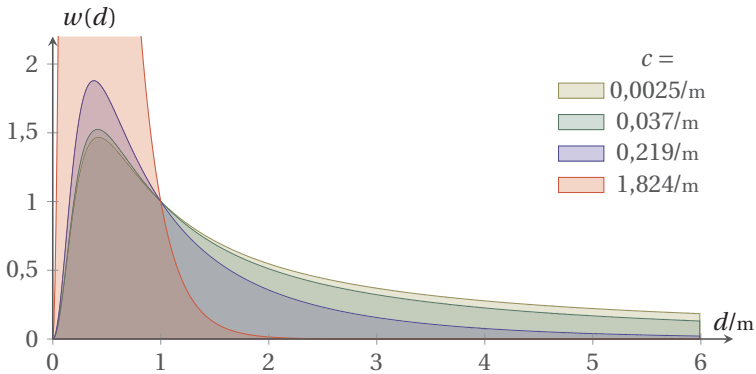


Abbildung 5.8: Darstellung einiger Gewichtungsfunktion für verschiedene Streukoeffizienten.

Affines Bildentstehungsmodell

5.4

Das in Kapitel 4 hergeleitete Bildentstehungsmodell lässt sich mathematisch auch als affine Transformation auffassen. Damit lässt sich dieses für die spätere Bildrestauration kompakter handhaben.

Die folgenden Betrachtungen beziehen sich auf die mathematischen Formulierungen der direkten Komponente und der VorwärtsstreuKomponente aus den Gleichungen (4.40) und (4.53) bzw. den Gleichungen (4.41) und (4.56). Trifft man die Annahme, dass die BRDF der Oberfläche Lambert'sch ist und sich die Reflektanz innerhalb eines projizierten Oberflächenabschnittes $F_{\mathcal{O}}(\mathcal{U})$ nicht ändert, so kann die BRDF als Konstante aus dem Integral gezogen werden. Befindet sich die Lichtquelle nicht zu nahe an der Oberfläche, so ist der Cosinuswinkel zwischen der Richtung des eintreffenden Lichtstrahls und der Oberflächennormale über den abgebildeten Oberflächenabschnitt ebenfalls eine Konstante und kann ebenso aus dem Integral gezogen werden.

Diese Überlegungen führen für die direkte Komponente des k -ten Pixels \mathbf{u}_k zu der folgenden Formulierung:

$$\begin{aligned} h_k^d &:= \tilde{\gamma}^d(\mathbf{u}_k) \frac{\|\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}\|^2}{\rho(\mathbf{o}_k) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}}) \langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}_k}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_k} \rangle} \\ &= |F_A(\mathcal{U})| e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{o}_k\| + \|\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}\|)}. \end{aligned} \quad (5.15)$$

Für die Vorwärtsverteilungsfunktion $\tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_l)$ des k -ten Pixels \mathbf{u}_k unter dem Einfluss des l -ten Pixels \mathbf{u}_l ergibt sich:

$$\begin{aligned} h_{k,l}^f &:= \tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_l) \frac{\|\mathbf{o}_l - \boldsymbol{\xi}\|^2}{\rho(\mathbf{o}_l) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}_l - \boldsymbol{\xi}}) \langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}_l}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_l} \rangle} \\ &\approx |F_A(\mathcal{U}_k)| \frac{d^2}{\|\mathbf{c} - \mathbf{p}\|} \int_0^{\|\mathbf{p} - \mathbf{o}_k\|} \beta \left(\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}_l}, \overline{\mathbf{p} - \mathbf{x}(s)} \rangle \right) \\ &\quad \frac{\langle \overline{\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}_l}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_l} \rangle}{\|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}_l\|^2} e^{-c(\|\mathbf{p} - \mathbf{x}(s)\| + \|\mathbf{x}(s) - \mathbf{o}_l\| + \|\mathbf{o}_l - \boldsymbol{\xi}\|)} ds, \end{aligned} \quad (5.16)$$

wobei k und l wie in Gleichung (4.5) definierte Indizes sind¹. Mit

$$s_k := \rho(\mathbf{o}_k) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}}) \frac{\langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}_k}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_k} \rangle}{\|\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}\|^2} \quad (5.17)$$

und dessen Organisation als Vektor $\mathbf{s} := (s_0, \dots, s_{MN-1})^\top$, lässt sich das Bildentstehungsmodell als affine Transformation beschreiben

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{H}^d \mathbf{s} + \mathbf{H}^f \mathbf{s} + \mathbf{b}. \quad (5.18)$$

¹ Die Formulierung für das Lochkameramodell mit realen Pixeln kann analog dazu aufgestellt werden. Der Übersichtlichkeit wegen wurde jedoch hier darauf verzichtet.

Dabei sind die Vektoren

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\gamma} &= (\gamma(\mathbf{u}_0), \dots, \gamma(\mathbf{u}_{MN-1}))^\top \\ &\text{und} \\ \mathbf{b} &:= (\gamma^b(\mathbf{u}_0), \dots, \gamma^b(\mathbf{u}_{MN-1}))^\top \end{aligned} \quad (5.19)$$

das vektorielle Modell und die vektorielle RückstreuKomponente. Die Matrizen werden durch

$$\begin{aligned} \mathbf{H}^d &:= \begin{pmatrix} h_{k,l}^d \end{pmatrix} \\ \mathbf{H}^f &:= \begin{pmatrix} h_{k,l}^f \end{pmatrix} \\ &\text{mit} \\ h_{k,l}^d &:= \delta_{k,l} h_k^d \end{aligned} \quad (5.20)$$

gebildet, wobei $\delta_{k,l}$ das Kronecker-Symbol ist. Mit $\mathbf{H} := \mathbf{H}^d + \mathbf{H}^f$ gilt

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{b}. \quad (5.21)$$

Die Matrix \mathbf{H}^d , die das Übertragungsverhalten der direkten Komponente beschreibt, ist eine Diagonalmatrix. \mathbf{H}^f besitzt hingegen eine Struktur ähnlich einer zyklischen Matrix. Die beschriebene Modellierung als affine Transformation spielt für die anschließende Bildrestauration eine große Rolle. Durch die vereinfachte mathematische Darstellung ist es möglich etablierte Verfahren zur Bildrestauration auf Unterwasserbilder anzuwenden.

5.4.1 – PSF, OTF und MTF

Die Abbildungseigenschaften werden für optische bildgebende Sensoren als *Punktspreizfunktion* (engl. point spread function; PSF), optische Übertragungsfunktion (engl. optical transfer function; OTF) und Modulationsübertragungsfunktion (engl. modulation transfer function; MTF) angegeben. Betrachtet man den Einfluss, den direkte Komponente und VorwärtsstreuKomponente haben, so können für diese auch die charakteristischen Abbildungsfunktionen PSF, OTF und MTF bestimmt werden.

Die Punktsprefizfunktion PSF ist das optische Pendant zur Impulsantwort und beschreibt die gewonnenen Daten, wenn ein einzelner optischer Impuls, also ein weißer Punkt abgebildet wird. PSFen sind in der Optik häufig Rotationssymmetrisch. Die durch die direkte Komponente und die Vorwärtsverteilungsfunktion gebildete PSF, wird berechnet, indem beide Funktionen signalbereinigt addiert werden

$$\begin{aligned}
 h_{k,l}^d + h_{k,l}^f = & \\
 \tilde{\gamma}^d(\mathbf{u}_k) \frac{\|\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}\|^2}{\rho(\mathbf{o}_k) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}_k - \boldsymbol{\xi}}) \langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}_k}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_k} \rangle} \delta_{kl} + & \\
 \tilde{\gamma}^f(\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_l) \frac{\|\mathbf{o}_l - \boldsymbol{\xi}\|^2}{\rho(\mathbf{o}_l) I_{\boldsymbol{\xi}}(\overline{\mathbf{o}_l - \boldsymbol{\xi}}) \langle \overline{\boldsymbol{\xi} - \mathbf{o}_l}, \mathbf{n}_{\mathbf{o}_l} \rangle}, & \quad (5.22)
 \end{aligned}$$

wobei δ_{kl} das Kronecker-Symbol ist. Die PSF an der Stelle \mathbf{u}_k entspricht gerade dem Bild der k -ten Zeile der Matrix \mathbf{H} . Da die PSF ortsvariant ist, beschreibt \mathbf{H} kein linear-verschiebungsinvariantes (LVI) System.

Die optische Übertragungsfunktion ist das Pendant zur Übertragungsfunktion und ist damit die in den – durch die Fouriertransformation – Frequenzraum transformierte PSF. Die Modulationsübertragungsfunktion, die häufig als Qualitätsfunktion für abbildende Optiken angegeben wird, ist gerade der Betrag der (komplexwertigen) OTF.

Für eine konkrete Auslegung eines Systems zur Gewinnung von Unterwasserbildern können damit – bei bekannter Entfernung d und bekannten Wasserteigenschaften – die charakteristischen optischen Abbildungsleistungen errechnet werden.

5.5

Sichtweiten unter Wasser

Im Abschnitt 5.2 wurde die Grenze von $1/b$ für die Gültigkeit des Modells diskutiert. Die Rolle dieser Grenze und die Einschätzung auf die Auswirkung von Streuung bis zu dieser Grenze wird anhand von Beispielbildern aufgezeigt.

Für Objektentfernungen von mehr als $d = 1/b$ besitzt ein Bild, das unter Wasser aufgenommen wird kaum noch Objektreflektanz-Informationen (siehe Abbildung 5.9).

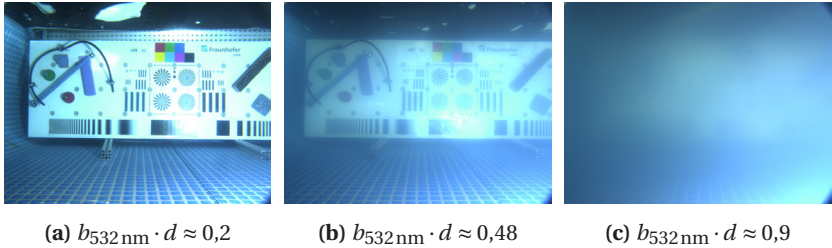


Abbildung 5.9: Mit steigender Trübung steigt der Streukoeffizient. Bei einer Entfernung von $d = 1,5\text{ m}$ zum abzubildenden Objekt. Bei einer Entfernung von $d \approx 0,9/b$ ist die Testtafel kaum noch zu erkennen. Die Streukoeffizienten $b_{532\text{nm}}$ beziehen sich bei diesen Aufnahmen auf eine Wellenlänge von 532 nm .

Betrachtet man die Fragestellung, wie weit man unter Wasser sehen kann, so wird man schnell feststellen, dass es keine einheitliche Definition der Sichtweite gibt. Die Sichtweite hängt von der konkreten Versuchsanordnung und der Fragestellung ab. So kann ein helles künstliches Licht noch in sehr großen Entfernungen unter Wasser wahrgenommen werden, aber die Unterscheidung zwischen verschiedenen Fischarten schon nach wenigen Metern unmöglich werden.

5.5.1 – Reichweitenmodellierung

Dem Problem der Definition der Sichtweite und der Bestimmung dieser, haben sich schon verschiedene Wissenschaftler angenommen. Eine auf das Medium des Wassers übertragbare Methode bildet die Reichweitenmodellierung TRM [Wit98, Wit99]. Das TRM wurde zur Modellierung der Reichweite thermischer Sensoren, wie z. B. Wärmebildkameras, entwickelt. Grundlage dieses Verfahrens bildet die Annahme, dass jedes Ziel, das detektiert oder klassifiziert werden sollte, durch eine Reihe von Sinusmustern einer gewissen Größe assoziiert werden kann. D.h. wenn dieses assoziierte Sinusmuster in einer bestimmten Entfernung von der Sensorik aufgelöst werden kann, so kann auch das zugehörige Ziel von eben dieser Sensorik in dieser Entfernung

detektiert werden. Der Kontrast des aufgelösten Sinusmusters entspricht der Güte der Reichweitenmodellierung.

Grundlage dieses Verfahrens bildet also die Kontrastveränderung von periodischen Mustern. Diese wiederum lässt sich durch die MTF¹ beschreiben, welche aus dem beschriebenen Modell hergeleitet werden kann. Die Methodik der Reichweitenmodellierung, wie sie in [Wit98, Wit99] beschrieben werden, kann mittels des Modells der Bildentstehung unter Wasser auf die Sichtweiten von Zielen unter Wasser angewendet werden².

5.6 Zusammenfassung

Nachdem das Modell im letzten Kapitel (Kapitel 4) mit den drei Komponenten (direkte Komponente, Vorwärtsstreuikomponente, Rückstreuikomponente) hergeleitet wurde, wurden in diesem Kapitel Aspekte des Modells beleuchtet und diskutiert. Die Rollen der einzelnen Komponenten in Bezug auf auftretende Bilddegradationen wurden beschrieben und es wurde gezeigt, dass sich das Modell auch für die Synthese von Unterwasserbildern in Form von Bildsimulationen eignet. Es wurde die Darstellung der Gewichte der einzelnen Komponenten in Dreiecksdiagrammen präsentiert, die eine einfache Abschätzung von Abbildungseigenschaften ermöglicht. Außerdem wurde Bezug genommen zur Reichweitenmodellierung, welche im Wesentlichen auf den optischen Abbildungsleistungen beruhen, die mittels des Modells hergeleitet werden können.

Zwei wichtige Punkte dieses Kapitels sind zum einen die Diskussion über die Gültigkeit des Modells, welches auf Einfachstreuung basiert und zum anderen die Darstellung des Modells als affine Transformation, was die mathematische Handhabung des Modells im Hinblick auf die Bildrestauration deutlich vereinfacht.

1 Im Kontext des TRM wurde eine etwas veränderte mathematische Beschreibung des Kontrastes verwendet.

2 Dazu sind noch Annahmen über das Bildrauschen unter Wasser zu treffen.

6

Bildrestauration von Unterwasser-Bildern

Die Algorithmen der Bildverarbeitung, die das Ziel haben, Bildinhalte zu verbessern, lassen sich in zwei Kategorien einteilen: Bildverbesserung und Bildrestauration. Das Ziel der Bildverbesserung ist es, den subjektiven Bildeindruck zu verbessern, um die visuelle Interpretierbarkeit zu erhöhen [Bey12]. Dabei können beispielsweise Kontrastwerte erhöht, Kanten verstärkt oder Farbdarstellungen verändert werden, um für den menschlichen Betrachter interessante Bildteile hervorzuheben. Verfahren der Bildrestauration hingegen versuchen anhand ‚objektiver‘ Kriterien das Originalsignal s zu rekonstruieren und damit die Bildverschlechterungen (sog. Degradationen) rückgängig zu machen bzw. zu vermindern.

Für die Bildrestauration ist ein Modell unerlässlich, das das Zustandekommen des Bildes beschreibt, also die Degradationen des Originalsignals modelliert. In der Literatur findet man eine große Klasse an Bildentstehungsmodellen, für die Standardverfahren der Bildrestauration existieren: Dies ist die Klasse der linearen Systeme.

Für die Restauration von linearen Systemen kann i. A. das folgende ideale Modell der Bildentstehung angenommen werden:

$$\gamma = \mathbf{H}s, \tag{6.1}$$

wobei \mathbf{H} eine von \mathbf{s} unabhängige Matrix ist, wodurch dies ein allgemeines lineares System darstellt. Das Originalsignal $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^{MN}$ beschreibt das ‚ursprüngliche‘ Bildsignal in Vektorform. Die Matrix $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{MN \times MN}$ ist quadratisch und beschreibt das Degradationsmodell. Der Vektor \mathbf{g} stellt das ideal degradierte Bild dar. In realen Anwendungen ist die Bildentstehung immer rauschbehaftet, d. h. es gibt eine stochastische Abweichung des real gemessenen Bildsignals von der idealen Modellierung¹. Dieses Rauschen kann häufig als additives Rauschen $\boldsymbol{\varepsilon}$ modelliert werden. Damit kann die reale Messung durch

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{6.2}$$

beschrieben werden.

Die naive Herangehensweise an die Bildrestauration wäre es, die Bilddegradation zu invertieren

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{g} = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{H}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon} \tag{6.3}$$

und damit das geschätzte Bildsignal $\hat{\mathbf{s}}$ zu ermitteln. Es ist offensichtlich, dass dieses Vorgehen bei nicht-regulären Matrizen scheitert, da keine Inverse \mathbf{H}^{-1} existiert. Die Invertierung erzeugt häufig durch das vorhandene Rauschen $\boldsymbol{\varepsilon}$ störende Artefakte. Dies führt auch bei regulären Degradationsmatrizen häufig zu großen Fehlern. Die Abbildung 6.1 zeigt eine Bildreihe, bei der ein rauschbehaftetes Bild mittels eines naiven inversen Filters restauriert wurde. Das Restaurationsergebnis zeigt sehr starke Bildartefakte. Diese Problematik tritt bei allen schlecht-gestellten inversen Problemen auf, zu denen auch die meisten Bildrestaurationaufgaben gehören.

Im Folgenden wird darauf eingegangen, was schlecht-gestellte inverse Probleme sind und welche Mechanismen benutzt werden können, um dennoch befriedigende Bildrestaurationsergebnisse zu erzielen.

¹ Dies geschieht allein schon durch den Aufnahmeprozess der Kamera [Jäh13, Eur10] und das Photonenrauschen der Lichtquelle. Allerdings führen auch kleine Ungenauigkeiten in der Modellierung zu abweichenden Messungen.

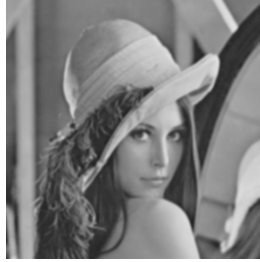
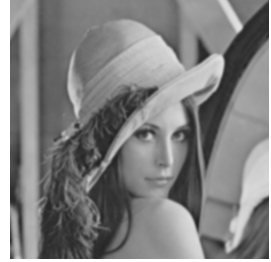
(a) Originalbild (Lena): s (b) Unschärf, ohne Rauschen: $\gamma = \mathbf{H}s$ (c) Unschärf, mit Rauschen: $\mathbf{g} = \mathbf{H}s + \epsilon$ (d) Restauriert, ohne Rauschen: $\mathbf{H}^{-1}\gamma$ (e) Restauriert, mit Rauschen: $\mathbf{H}^{-1}\mathbf{g}$

Abbildung 6.1: Darstellung des inversen Bildfilters \mathbf{H}^{-1} . Das Originalbild (a) wurde mittels eines Gaußfilters verunschärft (b) und mit Bildrauschen versetzt (c). Die Anwendung des inversen Filters auf das rauschfreie Bild zeigt ein Restaurierungsergebnis, bei dem der Einfluss des Gaußfilters rückgängig gemacht wurde (d). Die Restauration mittels eines naiven inversen Filters des rauschbehafteten Bildes führt jedoch zu sehr starken Bildartefakten (e).

6.1 Schlecht gestellte inverse Probleme

Ein mathematisches Modell

$$\mathbf{H}: \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{G} \quad (6.4)$$

wird als direktes Problem bezeichnet, wenn die Abbildung \mathbf{H} von der Menge der Ursachen (Parameter) \mathcal{S} auf die Menge der Wirkungen (Daten) \mathcal{G} abbildet [Rie13]. Häufig bildet das direkte Problem einen physikalischen Zusammenhang ab. Im Falle dieser Arbeit beschreibt das in Kapitel 4 hergeleitete Modell den Zusammenhang zwischen den Parametern (Originalsignal) und den Daten (Bilddaten). In vielen Anwendungen und vor allem in der Bildrestauration steht nicht die Berechnung der Daten aus den Parametern im Interesse. Häufig das Ziel aus den gemessenen Daten die zu Grunde liegenden Parameter zu schätzen. Wenn die Parameter aus den (gemessenen) Daten geschätzt werden sollen, so spricht man von einem inversen Problem. In der Praxis und vor allem in der Bildrestauration sind diese inversen Probleme meist schlecht-gestellt¹. Von einem schlecht-gestellten Problem spricht man genau dann, wenn es nicht gut-gestellt ist. Ein Problem ist nach Hadamard [Had02] genau dann gut-gestellt, wenn es die folgenden drei Bedingungen erfüllt:

- Existenz:* Das Problem hat eine Lösung
- Eindeutigkeit:* Diese Lösung ist eindeutig bestimmt
- Stabilität:* Diese Lösung hängt stetig von den Eingabedaten ab

Ist eine dieser Bedingungen nicht erfüllt, so ist das Problem schlecht-gestellt.

Ist ein Problem aufgrund der Verletzung der Existenz oder der Eindeutigkeit schlecht-gestellt, so können diese Bedingungen durch die Erweiterung des Lösungsbegriffes [Rie13] umgangen werden. Anstatt nach einer exakten Lösung des inversen Problems der Gleichung

$$\mathbf{H}\mathbf{s} = \mathbf{g} \quad \text{mit } \mathbf{s} \in \mathcal{S}, \mathbf{g} \in \mathcal{G} \quad (6.5)$$

¹ Im Sinne von Hadamard.

zu suchen, wird als Lösung dasjenige Element $\hat{\mathbf{s}}$ angesehen, dass den Fehler minimiert:

$$\forall \mathbf{s} \in \mathcal{S} : \quad \|\mathbf{H}\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{g}\| \leq \|\mathbf{H}\mathbf{s} - \mathbf{g}\| . \quad (6.6)$$

Außerdem soll $\hat{\mathbf{s}}$ unter den Lösungen dieser Minimierung¹ die kleinste Norm besitzt. Diese Lösung wird Moore-Penrose-Inverse genannt², welche im Folgenden mit *Pseudoinverse* bezeichnet wird. Gleichung (6.6) kann auch als Minimierung

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{g} := \operatorname{argmin}_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \left\{ \|\mathbf{H}\mathbf{s} - \mathbf{g}\|^2 \right\} \quad (6.7)$$

formuliert werden. Der Operator \mathbf{H}^+ stellt hierbei die Moore-Penrose-Inverse dar.

Durch die Forderung der Stabilität erzwingt man kleine Änderungen der Lösung bei kleiner Änderung der Eingabedaten [Rie13]. Ist diese Bedingung nicht erfüllt, so können sehr kleine Fehler in den Eingabedaten zu beliebig großen Fehlern in der Lösung führen. Der Lösungsansatz für ein Problem, welches durch Verletzung der Stabilität schlecht-gestellt ist, besteht darin, das Problem durch ein ähnliches, aber gut-gestelltes, zu ersetzen [Rie13]. Dieses Vorgehen geschieht durch Regularisierung. Eine Regularisierung \mathfrak{R}_λ (auch Stabilisierung genannt) ist eine Familie stetiger Operatoren \mathfrak{R}_λ mit $\lambda > 0$ die vom Raum der (Bild-)Daten auf den Raum der Parameter (Signale) abbildet und \mathbf{H}^+ approximiert [Rie13]. Für verschwindendes Rauschen und abnehmendem Regularisierungsparameter $\lambda \rightarrow 0$ nähert sich die Lösung der Pseudoinversen \mathbf{H}^+ an. Die Wahl des optimalen Regularisierungsparameters λ_{opt} ist meist nicht möglich und wird deshalb oft heuristisch bestimmt. Dabei hängt λ_{opt} in vielen Fällen nicht nur vom Rauschen $\boldsymbol{\varepsilon}$, sondern auch von den (Bild-)Daten \mathbf{g} ab. Eine mathematische Definition der Regularisierung ist im Buch »Keine Probleme mit Inversen Problemen« [Rie13] von A. Rieder zu finden.

In Abbildung 6.2 ist ein Beispiel abgebildet, bei dem der Parameter \mathbf{s} durch eine Abbildung \mathbf{H} auf verrauschte Daten $\mathbf{g} + \boldsymbol{\varepsilon}$ abgebildet wird.

1 Die Norm $\|\cdot\|$ wird dabei induziert durch ein im jeweiligen Hilbertraum vorhandenes Skalarprodukt $\langle \cdot, \cdot \rangle$.

2 Die Moore-Penrose-Inverse ist nicht die einzige Möglichkeit Pseudoinversen zu definieren [Rie13]. Ein anderes Beispiel für eine Pseudoinverse ist z. B. die Drazin-Inverse [Dra58].

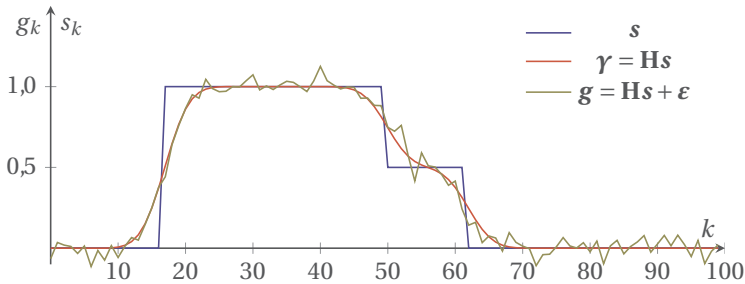


Abbildung 6.2: Die Parameter s werden mittels \mathbf{H} nach \mathcal{G} abgebildet und erhalten additives Rauschen ϵ .

Abbildung 6.3 zeigt die Lösung des inversen Problems und verdeutlicht den Unterschied zwischen einer regularisierten Lösung und der Lösung der Pseudoinversen \mathbf{H}^+ . Die Wahl des Regularisierungsparameters λ spielt dabei eine

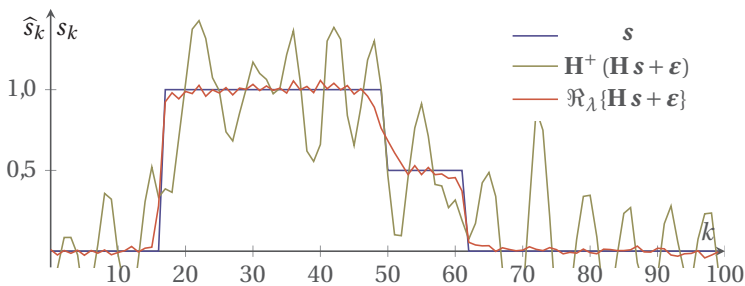


Abbildung 6.3: Durch die Instabilität kann es durch geringes Rauschen ϵ bei der Lösung mittels der Pseudoinversen zu beliebig großen Fehlern kommen. Die regularisierte Lösung hingegen liegt sehr nahe an den Originaldaten s .

große Rolle. Wird der Regularisierungsparameter λ zu klein gewählt, so nähert sich die Lösung die der Pseudoinversen $\mathbf{H}^+ s$ an und es entsteht ein Fehler (Datenfehler), der durch die Instabilität des inversen Problems zustande kommt. Wählt man λ zu groß, so wird der Fehler (Approximationsfehler), der durch die Regularisierung zustande kommt zu groß. Abbildung 6.4 zeigt den qualitativen Verlauf des Fehlers einer typischen Regularisierung in Abhängigkeit des Regularisierungsparameters λ .

An dieser Stelle wird darauf verzichtet eine ausgiebige Einleitung in die theo-

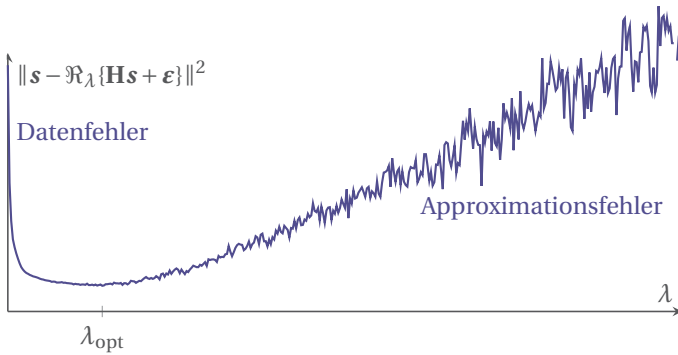


Abbildung 6.4: Darstellung des quadratischen Fehlers der Regularisierung in Abhängigkeit des Regularisierungsparameters λ .

retischen Grundlagen der Regularisierung zu geben. Diese sind sehr fundiert in dem Fachbuch »Keine Probleme mit inversen Problemen« [Rie13] beschrieben. In diesem Buch werden auch die formalen Voraussetzungen an Regularisierungen beschrieben. Im Folgenden wird ausschließlich die Regularisierung im Kontext der Bildrestauration betrachtet und durch Beispiele veranschaulicht.

Regularisierung in der Bildverarbeitung

6.2

Für Standardverfahren der Bildrestauration werden in den meisten Fällen lineare Modelle vorausgesetzt. Für diese Klasse an Modellen gibt es bereits ein großes Repertoire an Regularisierungsverfahren und fundierte mathematische Herleitungen der Regularisierung [Rie13]. Viele Bilddegradationen können durch lineare Systeme beschrieben werden. Beispiele für linear modellierbare Degradationen sind Bewegungsunschärfe, Unschärfe durch atmosphärische Verzerrung, Out-of-Focus Unschärfe, optische Aberrationen etc. [Gun12, Bey12].

Die Schätzung des Originalsignals $\hat{\mathbf{s}}$ aus degradierten und verrauschten Bild-daten \mathbf{g} ist typischerweise schlecht-gestellt. Die (Moore-Penrose) Pseudoinverse $\mathbf{H}^+ \mathbf{g}$ kann auch als Lösung der Normalgleichung [Rie13]

$$\mathbf{H}^* \mathbf{H} \mathbf{s} = \mathbf{H}^* \mathbf{g} \quad (6.8)$$

beschrieben werden, wobei \mathbf{H}^* der zu \mathbf{H} adjungierte Operator ist¹.

Im Folgenden wird motiviert, warum eine Regularisierung notwendig ist, außerdem wird auf verschiedene Darstellungsweisen der Regularisierung, wie sie in der Bildrestauration üblich sind, eingegangen.

6.2.1 – Darstellung der inversen Matrix mittels Singulärwertzerlegung

Die Pseudoinverse kann auch mittels der Singulärwertzerlegung (engl. **s**ingular **v**alue **d**ecomposition; SVD) dargestellt werden. Dazu betrachtet man zunächst die Darstellung von $\mathbf{H} \mathbf{s}$ mittels Singulärwertzerlegung. Hierzu kann $\mathbf{H} \mathbf{s}$ in

$$\mathbf{H} \mathbf{s} = \sum_{k=0}^{K_\zeta} \zeta_k \langle \mathbf{s}, \mathbf{v}_k \rangle \mathbf{w}_k \quad (6.9)$$

überführt werden, wobei $\zeta_0 \geq \dots \geq \zeta_{K_\zeta} > 0$ die $K + 1$ Singulärwerte darstellen [Rie13]. Die Vektoren \mathbf{v}_k und \mathbf{w}_k bezeichnet man als singuläre Vektoren. Damit lässt sich die Pseudoinverse äquivalent durch die Invertierung der Singulärwerte darstellen [Gun12, Rie13]

$$\mathbf{H}^+ \mathbf{g} = \sum_{k=0}^{K_\zeta} \frac{1}{\zeta_k} \langle \mathbf{g}, \mathbf{w}_k \rangle \mathbf{v}_k. \quad (6.10)$$

Anhand dieser Formulierung ist es leicht einzusehen, dass die Pseudoinverse dann instabil wird, wenn \mathbf{H} kleine Singulärwerte ζ_k besitzt. Tritt Rauschen an den Stellen kleiner Singulärwerte ζ_k auf, so wird dieses durch die Invertierung immens verstärkt.

¹ Da es sich hier um Bilder endlicher Auflösung handelt, ist das Modell \mathbf{H} endlich und damit als Matrix darstellbar, damit ist \mathbf{H}^* die hermitesch transponierte Matrix von \mathbf{H} .

Im Folgenden werden Regularisierungsbeispiele dargestellt, die mittels der SVD beschrieben werden können.

TSVD

Eine einfache Form der Regularisierung der in (6.10) betrachteten Pseudoinversen besteht darin, Singulärwerte, die kleiner als eine Schwelle λ sind, bei der Invertierung zu unterdrücken

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathfrak{R}_\lambda^{\text{TSVD}}\{\mathbf{g}\} := \sum_{\kappa=0}^{K_\zeta} \phi^{\text{TSVD}}(\zeta_\kappa) \frac{1}{\zeta_\kappa} \langle \mathbf{g}, \mathbf{w}_\kappa \rangle \mathbf{v}_\kappa, \quad (6.11)$$

mit

$$\phi^{\text{TSVD}}(\zeta) := \begin{cases} 1 & \zeta \geq \lambda \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}. \quad (6.12)$$

Diese Form der Regularisierung wird als *truncated singular value decomposition* (TSVD) bezeichnet [Han87]. Der Parameter λ nimmt dabei die Rolle des Regularisierungsparameters ein. Geht der Regularisierungsparameter λ gegen Null, so konvergiert die Lösung der TSVD-Regularisierung offensichtlich gegen die Lösung der Pseudoinversen:

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} \mathfrak{R}_\lambda^{\text{TSVD}}\{\mathbf{g}\} = \mathbf{H}^+ \mathbf{g}. \quad (6.13)$$

Tikhonov-Phillips

Eine andere einfache Form der Regularisierung besteht darin, den Wert λ/ζ_κ vor der Invertierung auf den Singulärwert ζ_κ zu addieren. Dieser Wert wird größer, je kleiner der Singulärwert wird und sorgt dafür, dass bei der Invertierung keine instabilen Werte auftreten. Das dadurch entstehende Restaurationsfilter

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathfrak{R}_\lambda^{\text{T}}\{\mathbf{g}\} := \sum_{\kappa=0}^{K_\zeta} \frac{1}{\zeta_\kappa + \lambda/\zeta_\kappa} \langle \mathbf{g}, \mathbf{w}_\kappa \rangle \mathbf{v}_\kappa = \sum_{\kappa=0}^{K_\zeta} \frac{\zeta_\kappa}{\zeta_\kappa^2 + \lambda} \langle \mathbf{g}, \mathbf{w}_\kappa \rangle \mathbf{v}_\kappa \quad (6.14)$$

wird auch als *klassische Tikhonov-Phillips-Regularisierung* bezeichnet. Die *klassische Tikhonov-Phillips-Regularisierung* kann auch in der Matrixschreibweise dargestellt werden und nimmt dann die Form

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathfrak{R}_\lambda^{\text{T}} \{ \mathbf{g} \} = \operatorname{argmin}_s \left\{ \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 + \lambda \|\mathbf{I}\mathbf{s}\|^2 \right\} \quad (6.15)$$

an, wobei \mathbf{I} die Einheitsmatrix darstellt. Ersetzt man nun die Einheitsmatrix durch eine andere reguläre Matrix \mathbf{B} , so erhält man die *verallgemeinerte Tikhonov-Phillips-Regularisierung* [Rie13]

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathfrak{R}_\lambda^{\text{TP}} \{ \mathbf{g} \} = \operatorname{argmin}_s \left\{ \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 + \lambda \|\mathbf{B}\mathbf{s}\|^2 \right\}. \quad (6.16)$$

Neben der Herleitung von Regularisierungsverfahren durch die SVD können viele Regularisierungen auch probabilistisch motiviert werden. Diese Herangehensweisen sind oft anschaulicher und intuitiver. Im folgenden Kapitel wird die Regularisierung probabilistisch motiviert.

6.2.2 – Probabilistische Herangehensweise an die Regularisierung

In diesem Abschnitt wird ein Zugang zur Bildrestauration mittels der Methodik von Bayes gegeben. Zunächst muss das Modell der Bilddegradation in einen für die Wahrscheinlichkeitstheorie angepassten Formalismus gebracht werden. Dazu wird die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{g}|\mathbf{s})$ betrachtet. Diese Wahrscheinlichkeitsdichte beschreibt, wie wahrscheinlich es ist, dass ein Originalsignal \mathbf{s} das Bildsignal \mathbf{g} erzeugt. Offensichtlich ist diese Wahrscheinlichkeitsdichte abhängig vom Modell der Bildentstehung, aber auf der anderen Seite auch vom Rauschen. Kann das Rauschen beispielsweise durch ein in jedem Pixel \mathbf{u}_k identisches und unabhängiges normalverteiltes

Rauschen mit der Varianz σ_n^2 beschrieben werden [Eur10], so lässt sich das probabilistische Modell durch

$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{g} | \mathbf{s}) &= \prod_{k=0}^{MN-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2} \left(g_k - \sum_{l=0}^{MN-1} h_{kl}s_l\right)^2\right) \\
 &= \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_n^2}\right)^{MN}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2} \sum_{k=0}^{MN-1} \left(g_k - \sum_{l=0}^{MN-1} h_{kl}s_l\right)^2\right) \\
 &= \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_n^2}\right)^{MN}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2} \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2\right)
 \end{aligned} \tag{6.17}$$

ausdrücken [Gun12], wobei h_{kl} die Elemente der Matrix \mathbf{H} sind. Löst man die Bildrestaurierung mittels des Maximum-Likelihoodverfahrens:

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,max}} \{p(\mathbf{g}|\mathbf{s})\}, \tag{6.18}$$

so ist diese Lösung äquivalent zur Moore-Penrose-Pseudoinversen:

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,min}} \{\|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2\}, \tag{6.19}$$

was durch Bilden des negativen Logarithmus gezeigt werden kann.

Eine regularisierte Lösung bildet die Maximum-a-posteriori (MAP) Lösung

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,max}} \{p(\mathbf{s} | \mathbf{g})\}, \tag{6.20}$$

die mittels des Satzes von Bayes zu

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,max}} \left\{ \frac{p(\mathbf{g} | \mathbf{s}) p(\mathbf{s})}{p(\mathbf{g})} \right\} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,max}} \{p(\mathbf{g} | \mathbf{s}) p(\mathbf{s})\} \tag{6.21}$$

umformuliert werden kann. Dabei ist der Quotient $p(\mathbf{g})$ für ein konkretes Bild konstant und spielt damit für die Maximierung keine Rolle. Die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{s})$ beschreibt die a-priori Wahrscheinlichkeit des Originalsignals \mathbf{s} . Durch Anpassung dieser Wahrscheinlichkeitsdichte können nicht gewünschte oder unwahrscheinliche Originalsignale (wie z. B. die in Abbil-

dung 6.1e) ausgeschlossen werden oder das Restaurationsresultat in Richtung eines gewünschten Vorwissens ‚geschoben‘ werden. Damit übernimmt die a-priori Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{s})$ die Rolle des Regularisierungsterms. Hat beispielsweise das a-priori Wissen die Form

$$p(\mathbf{s}) = \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_s^2}\right)^{MN}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_s^2} \|\mathbf{s}\|^2\right) \quad (6.22)$$

und das Modell die Form aus der Gleichung (6.17), so entspricht mit $\lambda = \sigma_n^2/\sigma_s^2$ die Lösung des MAP-Ansatzes gerade der *klassischen Tikhonov-Phillips-Regularisierung*.

An dieser Stelle wird ein weiteres Beispiel für eine regularisierte Bildrestauration vorgestellt [Gun12]. Es wird eine normalverteilte a-priori Wahrscheinlichkeitsdichte des Originalsignals \mathbf{s} mit der Kovarianzmatrix \mathbf{R}_s angenommen:

$$p(\mathbf{s}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{MN} |\mathbf{R}_s|}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^\top \mathbf{R}_s^{-1} \mathbf{s}\right), \quad (6.23)$$

wobei $|\mathbf{R}_s|$ die Determinante der Kovarianzmatrix \mathbf{R}_s ist. Weiterhin wird das Bildrauschen normalverteilt mit der Kovarianzmatrix \mathbf{R}_n modelliert. Dies führt zu der Likelihoodfunktion

$$p(\mathbf{g} | \mathbf{s}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{MN} |\mathbf{R}_n|}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s})^\top \mathbf{R}_n^{-1} (\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s})\right). \quad (6.24)$$

Durch Bilden des negativen Logarithmus wird aus dem Maximierungsproblem (6.21) eine Minimierung

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \left\{ \underbrace{(\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s})^\top \mathbf{R}_n^{-1} (\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}) + \mathbf{s}^\top \mathbf{R}_s^{-1} \mathbf{s}}_{C(\mathbf{s})} \right\} \quad (6.25)$$

mit der Kostenfunktion $C(\mathbf{s})$. Da die einzelnen Summanden der Kostenfunktion $C(\mathbf{s})$ quadratisch sind, gilt die notwendige und hinreichende Bedingung

$$\frac{\partial C(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \stackrel{!}{=} \mathbf{0} \quad (6.26)$$

für die Lösung der Minimierung. Damit ergibt sich für die Lösung dieser Minimierung:

$$\hat{\mathbf{s}} = (\mathbf{H}^\top \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{H} + \mathbf{R}_s^{-1})^{-1} \mathbf{H}^\top \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{g}. \quad (6.27)$$

Dieses Filter wird auch *Wiener Filter* genannt [Bey12, Gun12] und findet in der Bildrestauration häufigen Einsatz.

Eine andere Herangehensweise an die Bildrestauration besteht darin, Minimierungsprobleme zu lösen, wie es z. B. in den Gleichungen (6.16) und (6.25) dargestellt wurde. Im folgenden Abschnitt wird auf diese Herangehensweise eingegangen.

6.2.3 – Formulierung der Regularisierung als Minimierungsverfahren

Als Beispiel für die Regularisierung der Bildrestauration wird im Folgenden die *verallgemeinerte Tikhonov-Phillips-Regularisierung*

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathfrak{R}_\lambda^{\text{TP}} \{ \mathbf{g} \} = \arg \min_{\mathbf{s}} \left\{ \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 + \lambda \|\mathbf{B}\mathbf{s}\|^2 \right\} \quad (6.28)$$

herangezogen. An dieser Gleichung ist das Prinzip der Regularisierung deutlich zu erkennen. Die Formulierung der Tikhonov-Phillips Regularisierung als Minimierungsverfahren besteht aus zwei Summanden. Dabei bildet der erste Summand die quadratische Minimierung des Fehlers ab, also die Pseudoinverse \mathbf{H}^+ . Der zweite Summand spiegelt den Regularisierungsterm wider und stabilisiert die Lösung der Minimierung bei Rauschen. Der Regularisierungsparameter λ gewichtet beide Summanden. Wird λ zu klein gewählt, steigt der Fehler – der sog. *Datenfehler* – durch die Instabilität des schlechtgestellten inversen Problems an. Wählt man λ zu groß, so dominiert der von dem Bildsignal unabhängige Regularisierungsterm, wodurch der Fehler (*Approximierungsfehler*), der durch die Regularisierung erzeugt wird, ansteigt. Abbildung 6.4 verdeutlicht diesen Zusammenhang.

Für weitere Bildrestaurationsverfahren lässt sich die oben dargestellte Form noch weiter verallgemeinern, um einer größeren Klasse an Restaurationsproblemen gerecht zu werden. Eine in der Literatur verbreitete Form der

Verallgemeinerung der Regularisierung wird dadurch gebildet, dass die quadratische Abweichung durch eine allgemeine Datenfunktion $\psi(\cdot)$ und der Tikhonov-Phillips Regularisierungsterm durch eine allgemeine Regularisierungsfunktion $\varphi(\cdot)$ ersetzt wird:

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \{ \psi(\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}) + \lambda\varphi(\mathbf{s}) \} . \quad (6.29)$$

Die optimale Wahl der Datenfunktion $\psi(\cdot)$ hängt von der Ausprägung des Bildrauschens ab und muss entsprechend gewählt werden¹. Durch die Wahl der Regularisierungsfunktion $\varphi(\cdot)$ wird Vorwissen in Form von a-priori Wissen über das Originalsignal \mathbf{s} eingebracht. Das Argument der Minimierung wird im Folgenden auch als Kostenfunktion $C(\mathbf{s})$ bezeichnet und nimmt für die Regularisierungsformulierung aus (6.29) die Form

$$C(\mathbf{s}) := \psi(\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}) + \lambda\varphi(\mathbf{s}) \quad (6.30)$$

an.

6.2.4 – Lösungsverfahren

Ein Formalismus der Lösung eines Bildrestaurationsproblems ist mathematisch oft einfach dargestellt. Die Berechnung der Lösung gestaltet sich allerdings meist schwieriger. Wie in den letzten Abschnitten beschrieben, gibt es verschiedene Zugänge zur Bildrestauration. Je nach Restaurationsaufgabe und Charakter der Bilddaten ist es möglich verschiedene Ansätze zur Bildrestauration zu finden. Oft endet die Darstellung in einem Optimierungsproblem, bei dem jedoch meist keine analytische Lösung gefunden werden kann. Auch im Kontext der Bildrestauration ist es oft nicht möglich, eine analytische Lösung anzugeben. Das liegt zum einen daran, dass durch die Regularisierung trotz linearer Modelle nicht-lineare Optimierungen auftreten. Zum anderen ist sind die beteiligten Matrizen so groß, dass selbst für lineare Systeme i. A. eine exakte Lösung nicht effizient berechenbar ist. Ein Bildentstehungsmodell $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{MN \times MN}$ hat bei einer Kamera mit einer Auflösung von

¹ In (6.17) ist zu erkennen, dass eine quadratische Fehlerfunktion $\|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2$ unter Nutzung der L^2 -Norm, implizit ein normalverteiltes System-Rauschen abbildet.

5 Megapixeln $2,5 \cdot 10^{13}$ Einträge. Diese Matrix kann i. A. weder numerisch invertiert werden, geschweige denn durch eine SVD zerlegt werden.

Ausnahmen, bei denen die Lösungen numerisch einfach bestimmt werden können¹, bilden die *Linear verschiebungsinvarianten* (engl. *linear shift invariant*; LSI) Systeme. Bei einem LSI-System besitzt die Modellmatrix \mathbf{H} eine Struktur, die auch als Block-Toeplitz mit Toeplitz Blocks (BTTB) [Cam07] bezeichnet wird. Diese kann durch die implizite Annahme sich periodisch fortsetzender Bildinhalte approximiert werden. Dann wird aus dieser Matrix eine zyklische Matrix der Form Block-Circulant mit Circulant Blocks (BCCB) [Cam07]. Die Singulärwertzerlegung kann bei dieser Form der Matrizen sehr rechnereffizient durch die diskrete Fouriertransformation (DFT) berechnet werden [Dav79], wodurch die Restaurationen entsprechender Bilder mittels der Fouriertransformation dargestellt werden können [Bey12, Gun12].

LSI-Systeme

Ein LSI-System kann auch mittels der (zweidimensionalen) Faltung dargestellt werden. Dabei wird die Modellierung $\boldsymbol{\gamma}$ der Bilddaten als eine Faltung der Originaldaten \mathbf{s} mit einem Kernel \mathbf{h} dargestellt, der das Degradationsmodell beschreibt

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{h} * * \mathbf{s} . \quad (6.31)$$

Mit Hilfe des Faltungstheorems kann diese Faltung nun auch als Multiplikation dargestellt werden. Die Faltung zweier Signale wird nach der (diskreten) Fouriertransformation² in eine Multiplikation überführt:

$$\mathcal{F}\{\mathbf{h} * * \mathbf{s}\} = \mathcal{F}\{\mathbf{h}\} \cdot \mathcal{F}\{\mathbf{s}\} , \quad (6.32)$$

wobei $\mathcal{F}\{\cdot\}$ die Fouriertransformation darstellt. Für die weiteren Betrachtungen werden serifenlose Großbuchstaben für die fouriertransformierten Signale benutzt, um die mathematischen Formulierungen übersichtlicher zu gestalten,

¹ Voraussetzung hierfür ist allerdings auch, dass die Regularisierung entsprechend gestaltet ist.

² Da es in dieser Arbeit um diskrete Bildsignale geht, handelt es sich bei der Fouriertransformation immer um die diskrete Fouriertransformation (DFT). Die fouriertransformierten Signale werden implizit als periodisch fortgesetzt modelliert.

so ist z. B. $S := \mathcal{F}(s)$ bzw. $H := \mathcal{F}(h)$. Die einzelnen Einträge des entstehenden Vektors werden mit dem Index f indiziert (z. B. S_f)¹.

Die Fouriertransformation hängt eng mit der Singulärwertzerlegung zusammen. Kann man das Modell $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{MN \times MN}$ als ein LSI-System mit dem Faltungskern $h \in \mathbb{R}^{MN}$ beschreiben. Modelliert man es implizit als periodisch fortgesetzt, so bildet \mathbf{H} eine spezielle zyklische Matrix (BCCB). Die Eigenwerte der Matrix \mathbf{H} sind (bis auf einen Skalierungsfaktor) die Werte H_f der diskreten Fouriertransformierten von h . Ist der Faltungskern h symmetrisch (und damit auch \mathbf{H}), entsprechen die Eigenwerte von \mathbf{H} dessen Singulärwerten.

Optimierungsverfahren

Generell lassen sich die beschriebenen Bildrestaurationsverfahren mit Verfahren aus dem Repertoire der Optimierung [Noc06, Fle13] approximativ lösen. Dies kann z. B. durch *Simulated-Annealing* Verfahren, oder *Nelder-Mead-Simplex* Verfahren geschehen. In dieser Arbeit werden jedoch nur einige der in der Bildrestauration häufig benutzten Verfahren beschrieben.

Im Folgenden wird auf zwei Restaurationen eingegangen, die mittels der Fouriertransformation gelöst werden können, anschließend wird auf in der Bildrestauration übliche iterative Verfahren eingegangen.

Fourierbasierte Lösungen

Mittels des Faltungstheorems lassen sich nun verschiedene Restaurationsfilter zum Ausdruck bringen. Durch die Struktur des Modells (*LSI*) lässt sich die Anwendung dieser Restaurationsfilter sehr effizient berechnen. Im Folgenden sollen kurz die drei schon beschriebenen Filter aus (6.15), (6.16) und (6.27) in einer sehr effizient umsetzbaren Form dargestellt werden.

Die *klassische Tikhonov-Phillips* Regularisierung lässt sich durch

$$\hat{S}_f = \frac{H_f^*}{|H_f|^2 + \lambda} G_f \quad (6.33)$$

¹ In dieser Arbeit wird auch für die fouriertransformierten Signale eine Darstellung in Vektorform benutzt. Die Indizierung f hat dabei die gleiche Gestalt, wie die Indizierung k aus (4.5).

beschreiben, wobei H_f^* die komplex Konjugierte von H_f ist und $G := \mathcal{F}\{\mathbf{g}\}$. Das *verallgemeinerte Tikhonov-Phillips* Filter kann durch

$$\hat{S}_f = \frac{H_f^*}{|H_f|^2 + \lambda |B_f|^2} G_f \quad (6.34)$$

dargestellt werden.

Auch das in der Bildrestauration häufig verwendete *Wiener*-Filter kann mittels der Fouriertransformation dargestellt werden. Für die Darstellung des Filters mittels der Fouriertransformation muss das Originalsignal \mathbf{s} und das Rauschen durch schwach stationäre Zufallsprozesse beschrieben werden können¹ [Bey12]. Im Folgenden wird das *Wiener*-Filter für ein mittelwertfreies und mit dem Originalsignal unkorreliertes Rauschen dargestellt:

$$\hat{S}_f = \frac{H_f^*}{|H_f|^2 + \frac{R_f^n}{R_s^s}} G_f, \quad (6.35)$$

wobei R^n bzw. R^s Leistungsdichtespektren des Rauschens bzw. des Originalsignals ist.

Iterative Restaurationsverfahren

Oftmals ist die Struktur des Restaurationsfilters nicht derart gestaltet, dass sich das Ergebnis direkt berechnen oder mittels einer Fouriertransformation darstellen lässt. In diesem Fall kommen häufig iterative Verfahren zum Einsatz. Die einfachste Form der iterativen Lösungsstrategien ist ein simpler Gradientenabstieg

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = \mathbf{s}^{(i)} - \alpha \left. \frac{\partial C(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s}=\mathbf{s}^{(i)}} \quad (6.36)$$

bei der sich die Iteration $\mathbf{s}^{(i)}$ ausgehend von einem Startwert $\mathbf{s}^{(0)}$ iterativ entlang des negierten Gradienten der Kostenfunktion bewegt. Die Regularisierung der Bildrestauration $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{s}^{(m)}$ hängt nun nicht mehr nur von der

1 Für die Formulierung in (6.27) gilt diese Voraussetzung nicht.

Kostenfunktion $C(\mathbf{s})$ ab, sondern auch von der Schrittweite α und der Anzahl der Iterationen m .

Die Anwendung dieses Formalismus auf die *Moore-Penrose-Pseudoinverse* $C(\mathbf{s}) = 1/2 \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2$ ergibt

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = \mathbf{s}^{(i)} + \alpha \mathbf{H}^T \left(\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{s}^{(i)} \right), \quad (6.37)$$

das auch mit *Landweber-Verfahren*¹ [Gun12] bezeichnet wird. Weitere Beispiele für Methoden, die mit Gradientenabstiegen arbeiten und in der Bildrestauration eingesetzt werden sind: Die *exact line search* Methode [Gun12], das *Newton-Verfahren* [Fle13] und das *cg-Verfahren* [Rie13, Fle13].

Eine weitere Klasse iterativer Restaurationsverfahren, die hier vorgestellt wird, basiert auf der *erweiterten Lagrange* Methode [Hes69, Pow67]. Diese spielt für das entwickelte Bildrestaurationsverfahren für Unterwasserbilder eine große Rolle. Bei der erweiterten Lagrange Methode wird die Kostenfunktion minimiert

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \{C(\mathbf{s})\}, \quad (6.38)$$

unter den n Nebenbedingungen

$$\forall 0 \leq i < n : v_i(\mathbf{s}) = 0. \quad (6.39)$$

Die Verbesserung, die die erweiterte Lagrange-Methode gegenüber der klassischen Lagrange-Methode mit sich bringt, liegt hauptsächlich in der gesteigerten Stabilität des Verfahrens [Noc06]. Zunächst wird die erweiterte Lagrange-Funktion

$$\mathcal{L}(\mathbf{s}, \boldsymbol{\mu}, \lambda) := C(\mathbf{s}) - \sum_{i=0}^{n-1} \mu_i v_i(\mathbf{s}) + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=0}^{n-1} v_i(\mathbf{s})^2 \quad (6.40)$$

definiert. Dabei bilden μ_i die von der Lagrange-Methode bekannten Lagrange-Multiplikatoren. Die erweiterte Lagrange-Methode besitzt außerdem einen quadratischen Strafterm, der die Abweichung von den Nebenbedingungen bestraft. Die Stärke der Bestrafung hängt vom Faktor λ ab. Die Lagrange-Minimierung läuft iterativ in drei Schritten ab. Für jeden Iterationsschritt i

¹ Auch *Richardson-Verfahren* genannt [Rie13]

wird zunächst die Lagrange-Funktion nach \mathbf{s} minimiert, dann werden die Lagrange-Multiplikatoren für den $i + 1$ -ten Iterationsschritt bestimmt und anschließend ein neuer Straffaktor λ gewählt [Noc06].

Durch geschickte Substitution von Termen und Einfügen von Nebenbedingungen kann die ursprüngliche Formulierung oft durch einfacher lösbare bzw. approximierbare Formulierungen ersetzt werden (z. B. in eine quadratische Formulierung; siehe Abschnitt 6.3).

6.2.5 – Blinde Bildrestauration

In der Praxis sind die beschriebenen Bildrestaurationsansätze oft nicht anwendbar. In realen Szenarien, bei denen Bildrestauration benötigt wird, ist das Modell oftmals nicht bekannt oder es existiert nur ein ungenaues, ungefähres Modellwissen. Das führt dazu, dass bei völligem Unwissen über das Modell überhaupt keine Bildrestauration durchgeführt werden kann. Bei ungenauen Modellen führt dies zu schlechten Resultaten, da bei der Wahl eines falschen Modells die beschriebenen Ansätze oft zu großen Fehlern führen.

Ein anderer Ansatz ist es das Modell \mathbf{H} synchron zur Bildrestauration zu schätzen oder – im Falle eines nur unzureichenden Modellwissens – anzupassen und zu verbessern. Diese Idee führt zur Thematik der blinden Bildrestauration¹, bei der das Bilddegradationsmodell \mathbf{H} simultan zu dem Signal \mathbf{s} geschätzt wird. Im Folgenden wird die blinde Bildrestauration probabilistisch motiviert.

Für die Idee der blinden Bildrestauration wird der Formalismus der Gleichung (6.20) herangezogen und die a-posteriori Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{s}|\mathbf{g})$ maximiert. Der Einfluss der Wahrscheinlichkeitsdichte des Modells

1 Die Bezeichnung blinde Bildrestauration erweckt den Eindruck, dass dies eine Methodik ist, die völlig ohne Vorwissen auskommt. Das Gegenteil ist aber der Fall. Um die blinde Bildrestauration in der Praxis möglich zu machen, müssen viele implizite oder explizite Annahmen an das Modell gestellt werden.

\mathbf{H} lässt sich durch Marginalisierung [Cam07, Gel14] in den Formalismus der a-posteriori Wahrscheinlichkeitsdichte einfügen

$$\begin{aligned} p(\mathbf{s} | \mathbf{g}) \propto p(\mathbf{g} | \mathbf{s}) p(\mathbf{s}) &= \int_{\mathbb{R}^{MN \times MN}} p(\mathbf{g} | \mathbf{s}, \mathbf{H}) p(\mathbf{s} | \mathbf{H}) p(\mathbf{H}) d\mathbf{H} \\ &= \int_{\mathbb{R}^{MN \times MN}} p(\mathbf{g} | \mathbf{s}, \mathbf{H}) p(\mathbf{s}) p(\mathbf{H}) d\mathbf{H}, \end{aligned} \quad (6.41)$$

wobei das Modell \mathbf{H} aus dem $\mathbb{R}^{MN \times MN}$ stammt. In der Regel ist die Wahrscheinlichkeitsdichte des Originalsignals \mathbf{s} unabhängig vom Degradationsmodell \mathbf{H} , so dass $p(\mathbf{s} | \mathbf{H}) = p(\mathbf{s})$ gilt [Cam07]. Es ist offensichtlich, dass eine Integration über $\mathbb{R}^{MN \times MN}$ i. A. nicht praktikabel ist. Ein anderer Ansatz, der in der Literatur oft beschrieben wird [Gun12, Cam07], besteht darin, die Verbundwahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{s}, \mathbf{H} | \mathbf{g})$ zu maximieren:

$$(\hat{\mathbf{s}}, \hat{\mathbf{H}}) = \arg \max_{\mathbf{s}, \mathbf{H}} \{p(\mathbf{s}, \mathbf{H} | \mathbf{g})\} = \arg \max_{\mathbf{s}, \mathbf{H}} \{p(\mathbf{g} | \mathbf{s}, \mathbf{H}) p(\mathbf{s}) p(\mathbf{H})\}. \quad (6.42)$$

Es wird also sowohl das Originalsignal \mathbf{s} , als auch das Modell \mathbf{H} gesucht, das am besten zum gegebenen Bild \mathbf{g} passt. Auch diese Methode lässt sich in Praxis aus Gründen der Komplexität meist nicht anwenden. Aus diesem Grund wird häufig ein iterativer, alternierender Approximationsansatz [Gun12, Cam07, Kot13] angewendet:

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = \arg \max_{\mathbf{s}} \{p(\mathbf{g} | \mathbf{s}, \mathbf{H}^{(i)}) p(\mathbf{s})\} \quad (6.43)$$

$$\mathbf{H}^{(i+1)} = \arg \max_{\mathbf{H}} \{p(\mathbf{g} | \mathbf{s}^{(i+1)}, \mathbf{H}) p(\mathbf{H})\}. \quad (6.44)$$

Wie gut dieser alternierender Ansatz die Lösung der Gleichung (6.42) approximiert, hängt von einer guten Wahl des Startparameters $\mathbf{H}^{(0)}$ ab, aber auch von der Wahl der a-priori Wahrscheinlichkeitsdichten $p(\mathbf{s})$ und $p(\mathbf{H})$. In dem Artikel »Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors« beschreiben die Autoren Kotera et al. [Kot13] einen blinden Bildrestaurationsansatz, der auf einen alternierenden Ansatz aufsetzt und für viele Bildrestaurationsprobleme gute Ergebnisse erzielt.

Unterwasserbildrestauration

6.3

Wie beschrieben sind Unterwasserbilder in der Regel von verschiedenen Degradationseffekten betroffen. Es entstehen Farbverschiebungen, Unschärfe, Aufhellungen und dadurch verursachte Kontrastverluste. Wie in den letzten Kapiteln (4 und 5) gezeigt, ist es möglich ein Bildentstehungsmodell aufzustellen. Im Folgenden wird das in dieser Arbeit entworfene und umgesetzte Bildrestaurationsfilter dargestellt. Dazu wird auf die Herausforderungen der Bildrestauration von Unterwasserbildern eingegangen, die Voraussetzungen geklärt, die bei der Bildaufnahme beachtet werden müssen und natürlich das eigentliche Restaurationsfilter hergeleitet.

6.3.1 – Herausforderungen der Unterwasserbildrestauration

Betrachten wir die allgemeinen Herausforderungen, die Voraussetzungen für die Bildrestauration und die Eigenschaften des hergeleiteten Modells, so treten verschiedene Herausforderungen ans Tageslicht.

Als erstes fällt auf, dass das hergeleitete Modell ein affines Modell ist und nicht in der linearen Form vorliegt, wie es die Voraussetzung für gängige Bildrestaurationsverfahren ist. Dies lässt sich einfach umgehen, indem das Modell aus (5.21) umgestellt wird

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\gamma} &= \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{b} \quad \Leftrightarrow \quad \boldsymbol{\gamma} - \mathbf{b} = \mathbf{H}\mathbf{s} \quad \text{bzw.} \\ \mathbf{g} &= \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{q} := \mathbf{g} - \mathbf{b} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned} \tag{6.45}$$

Dadurch entsteht für $\boldsymbol{\gamma} - \mathbf{b}$ ein lineares Modell, wodurch für die Bildrestauration Standardverfahren verwendet werden können.

Das Bildrauschen, das in Unterwasserbildern vorkommt, wurde bisher in der Forschungsliteratur noch nicht beschrieben und stellt damit noch einen fehlenden Teil der Forschung dar. Das Bildrauschen, das durch die Kamera verursacht wird, kann sehr gut modelliert werden [Jäh13, Eur10]. Jedoch

erzeugt das Medium Wasser selbst Bildrauschen durch vorhandene Schwebstoffe, die als Rauschen sichtbar werden. Dieses Rauschen hängt stark vom eigentlichen Medium ab und kann für verschiedene Gewässer sehr unterschiedlich aussehen. Für den in dieser Arbeit gewählten Ansatz wird das Rauschen implizit als Gauß'sches Rauschen angenommen.

Eine weitere Herausforderung ist, dass die Streuung des Wassers in den meisten Fällen nur ungefähr bekannt ist und – wie in Kapitel 3 beschrieben – bisher auch nicht einfach exakt gemessen werden kann. Der entworfene Restaurationsansatz trägt diesem Umstand Rechnung. Der Ansatz ist so gestaltet, dass ein blinder Restaurationsansatz gewählt wurde, der eine Variation der Streueigenschaften zulässt. Durch einen Regularisierungsparameter lässt sich diese Variation steuern.

Das hergeleitete Modell ist offensichtlich nicht verschiebungsinvariant, da verschiedene Objektentfernungen zu verschiedenen Punktspizfunktionen (PSF) innerhalb eines Bildes führen können. Dieses Problem kann in der Bildrestauration so umgangen werden, dass Bildbereiche gewählt werden, bei denen die PSF nahezu konstant ist. Diese Bereiche werden dann separat restauriert und anschließend wieder zusammengesetzt. In der Unterwasserbildrestauration ergibt sich durch diese Modellierung ein besonderer Fall: Wird nur ein Objekt aus einer konstanten Entfernung abgebildet, so ist die PSF in jedem Punkt gleich (siehe Abschnitt 4.5.2 und 5.3). Damit kann die Bildgewinnung für solche Fälle als Faltung dargestellt werden:

$$\begin{aligned} \gamma - \mathbf{b} &= \mathbf{h} * * \mathbf{s} && \text{bzw.} \\ \mathbf{q} &= \mathbf{h} * * \mathbf{s} + \boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned} \tag{6.46}$$

Somit können Standardverfahren der Bildrestauration auf solche Bilder angewendet werden. Häufig steht in den Anwendungen der Unterwasserbildgewinnung auch nur ein einziges Objekt im Fokus des Interesses. Für solche Fälle kann die Bildrestauration für dieses Objekt durchgeführt werden.

Durch die mathematische Gestalt des Modells könnten aber auch speziell angepasste Bildrestaurationsfilter entwickelt werden, die trotz fehlender Verschiebungsinvarianz effizient berechnet werden können. In Abschnitt 8.1.2 wird darauf näher eingegangen.

6.3.2 – Voraussetzungen der Unterwasserbildrestauration

Um die Bildrestauration, wie sie im nächsten Abschnitt 6.3.3 beschrieben wird, durchführen zu können, müssen einige Voraussetzungen an die Bildgewinnung gestellt werden. Ein wesentliches Element der Bildentstehung sind die vorhandenen Lichtquellen. Modelliert als Punktlichtquellen müssen diese mit ihrer relativen Position $\xi \in \mathbb{R}^3$ und mit ihrer Abstrahlcharakteristik $I_\xi : \mathcal{S}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ (siehe Abschnitt 4.3) zur Kamera bekannt sein. Zum anderen ist der Strahlentransport und damit der Bildentstehungsprozess abhängig von der Entfernung der Kamera zum abgebildeten Objekt. Um das Modell für die Bildrestauration aufzustellen ist es nun nötig diese Entfernung zu kennen. Dies kann zum einen durch Messungen erfolgen, z. B. durch Stereo-Verfahren, oder durch Vorwissen, wenn z. B. immer die gleiche Versuchsanordnung besteht. Das heißt, dass das Setup der Aufnahme und Beleuchtung im Vorfeld bekannt sein muss.

Die Streuung des Mediums spielt eine wesentliche Rolle für die Bildentstehung. Wie jedoch in Abschnitt 3.2.4 erläutert, ist es kaum möglich exakte Streufunktionen zu messen. Das Bildrestaurationsverfahren, das im nächsten Abschnitt erläutert wird, ist in der Lage mit unsicherem Wissen über die Streufunktion umzugehen. Dennoch gilt: je genauer die Streuung bekannt ist, desto bessere Bildrestaurationsresultate lassen sich erzielen. Wenn kein Wissen über die Streuung vorhanden ist, kann man die Messungen von Petzold zu rate ziehen [Pet72, Tyl77], die einen ungefähren Anhaltspunkt der Wassereigenschaften bieten.

Bilder müssen mit möglichst hoher Qualität aufgenommen werden. Kompressionsartefakte, wie sie bei der jpeg-Kompression auftreten, oder defekte Pixel führen zu starken Restaurationsartefakten.

Die in dieser Arbeit vorgestellte Bildrestauration bietet sich nur eingeschränkt für die Verbesserung von Alltagsbildern an, wie sie z. B. in Urlauben aufgenommen werden. Zum einen besitzen viele handelsübliche, endkundenorientierte Kameras schon von vornherein ein Arsenal an verschiedenen Bildbearbeitungsprozessen bzw. liefern oft nur verlustbehaftete Bildkompressionen. Zum anderen sind die Aufnahmebedingungen meist nicht bekannt. Die hier vorgestellten Verfahren bieten sich deshalb eher für eine technische Umsetzung an, wie sie bei der Inspektion und Exploration auftreten, bei

der das Setup der Aufnahme bekannt bzw. nach den Gesichtspunkten der Bildrestauration gestaltet werden kann.

6.3.3 – Ansatz

Das in dieser Arbeit entwickelte Restaurationsfilter für Unterwasserbilder ist ein blindes Restaurationsfilter. Es basiert auf dem Verfahren, welches von Kotera im Jahr 2013 im Artikel »Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors« [Kot13] veröffentlicht wurde. Der von Kotera veröffentlichte Algorithmus wurde im Rahmen dieser Arbeit speziell an die Gegebenheiten der Unterwasserbildgewinnung angepasst [Bru14]. Der entwickelte Ansatz lässt sich formal als *MAP* beschreiben:

$$(\hat{s}, \hat{h}) = \arg \max_{s, h} \{p(\mathbf{s}, \mathbf{h} | \mathbf{q})\} = \arg \max_{s, h} \{p(\mathbf{q} | \mathbf{s}, \mathbf{h}) p(\mathbf{s}) p(\mathbf{h})\}. \quad (6.47)$$

Durch Bilden des negativen Logarithmus, lässt sich diese Gleichung in ein Minimierungsproblem überführen. Dabei wird das Bildrauschen implizit als Gauß'sches Rauschen modelliert, indem die *Moore-Penrose-Pseudoinverse* als Datenterm benutzt wird. Die Minimierung kann mit

$$\arg \min_{s, h} \left\{ \underbrace{\frac{\lambda}{2} \|\mathbf{q} - \mathbf{h} * \mathbf{s}\|^2}_{\text{Datenterm}} + \underbrace{\widehat{\varphi_s(\mathbf{s})}}_{\text{Regularisierung des Signals}} + \underbrace{\varphi_h(\mathbf{h})}_{\text{Regularisierung des Modells}} \right\} \quad (6.48)$$

ausgedrückt werden¹ werden. Die beiden Regularisierungsterme $\varphi_s(\mathbf{s})$ und $\varphi_h(\mathbf{h})$ werden in den folgenden Abschnitten genauer beschrieben². Um diese

1 Sofern nicht anders gekennzeichnet ist im Folgenden unter $\|\cdot\|$ die L^2 -Norm zu verstehen.
 2 Die fehlenden Regularisierungsparameter für die Regularisierungsterme $\varphi_s(\mathbf{s})$ und $\varphi_h(\mathbf{h})$ kommen im späteren Verlauf beim erweiterten Lagrange-Ansatz (siehe Abschnitt 6.2.4) als Bestrafungsfaktoren hinzu.

Minimierung handhabbar zu machen, wird eine alternierende Optimierung wie in Abschnitt 6.2.5 mittels

$$\mathbf{h}^{(i)} = \underset{\mathbf{h}}{\operatorname{arg\,min}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h} * * \mathbf{s}^{(i)} \right\|^2 + \varphi_{\mathbf{h}}(\mathbf{h}) \right\} \quad (6.49)$$

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{arg\,min}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h}^{(i)} * * \mathbf{s} \right\|^2 + \varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{s}) \right\} \quad (6.50)$$

durchgeführt, bis die Differenz $\|\mathbf{s}^{(i+1)} - \mathbf{s}^{(i)}\|$ zweier Iterationsschritte kleiner als eine gewisse Schwelle wird. Im Folgenden werden zunächst die beiden Regularisierungsterme vorgestellt. Im Anschluss werden die iterative Minimierungsverfahren beschrieben, welche die zwei Optimierungen (6.50) und (6.49) approximieren.

Modellierung von $\varphi_{\mathbf{s}}$

Der Regularisierungsterm $\varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{s}) \propto -\log(p(\mathbf{s}))$ beschreibt die negative logarithmierte a-priori Wahrscheinlichkeitsdichte des Auftretens des Originalsignales \mathbf{s} . In der Literatur werden verschiedene Ansätze beschrieben, diese Auftretenswahrscheinlichkeit von Signalen zu modellieren. Dies geht von einfachen Laplace-Verteilungen bis hin zu komplexen Markov-Random-Fields oder Verteilungen, die auf Alphabeteinträgen (sog. dictionaries) basieren. Eine Verteilung, die den Regularisierungsterm beschreibt und häufig genutzt wird, führt zum Total-Variation (TV) Regularisierungsterm. Für den TV-Regularisierungsterm existieren zwei verschiedene Formulierungen [Gun12, Kot13]: Zum einen die anisotrope, als L^1 -Norm des Gradienten:

$$\varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{s}) = \|\nabla \mathbf{s}\|_1 = \sum_{k=0}^{MN-1} \left(|[\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k| + |[\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k| \right). \quad (6.51)$$

Zum anderen die isotrope Formulierung:

$$\varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{s}) = \|\nabla \mathbf{s}\|_2 = \sum_{k=0}^{MN-1} \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k^2}. \quad (6.52)$$

Die linearen Operatoren \mathbf{D}_x bzw. \mathbf{D}_y sind hierbei die Gradientenoperatoren für die Richtung der Bildkoordinaten u_1 bzw. u_2 . Dabei ist $[\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k$ bzw. $[\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k$ das k -te Element des entsprechenden Gradienten von \mathbf{s} . Oft kön-

nen die Originalsignale natürlicher Bilder nur unzureichend durch die TV-Regularisierung beschrieben werden. Levin et al. [Lev09, Kot13] haben 2009 festgestellt, dass die Verteilung des Gradientenbetrags besser eine durch endlastige (enlg. heavy-tailed) Verteilung beschrieben werden kann. Um diesem Umstand Rechnung zu tragen wird die TV-Regularisierung so abgeändert, dass diese im Folgenden durch

$$\varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{s}) = \varphi_{\mathbf{s}}(\mathbf{D}_x \mathbf{s}, \mathbf{D}_y \mathbf{s}) := \sum_{k=0}^{MN-1} \left([\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k^2 \right)^{\frac{p}{2}} \quad \text{mit } 0 \leq p \leq 1 \quad (6.53)$$

beschrieben wird. Der Parameter p ist ein Designfreiheitsgrad, der an die jeweiligen Bilddaten angepasst werden kann. Im Folgenden wird die Regularisierung aus Gleichung (6.53) für die weitere Bildrestauration verwendet.

Modellierung von $\varphi_{\mathbf{h}}$

Im Artikel »Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors« von Kotera et al. [Kot13] wird das Modell \mathbf{h} als Laplace-verteilt angenommen. Daraus resultiert für der Regularisierung

$$\varphi_{\mathbf{h}}(\mathbf{h}) = \sum_{k=0}^{MN-1} \varphi_{\mathbf{h}}^{(k)}(h_k) \quad \text{mit} \quad \varphi_{\mathbf{h}}^{(k)}(h_k) := \begin{cases} h_k & h_k \geq 0 \\ \infty & \text{sonst} \end{cases}. \quad (6.54)$$

Dieser Regularisierungsterm bildet jene Bilddegradationen gut ab, die durch sehr dünnbesetzte Faltungskerne \mathbf{h} beschrieben werden können [Kot13]. Somit eignet sich diese Regularisierung gut zur Modellierung von z. B. Bewegungsunschärfe. Im Fall der Bildrestauration kann diese Modellierung die Bilddegradationen, die bei der Bildaufnahme unter Wasser entstehen, zwar durchaus modellieren, jedoch wird damit jegliches Vorwissen über das Modell – wie es im Kapitel 4 beschrieben ist – ignoriert.

Wie im Kapitel 4 hergeleitet und in Kapitel 5 diskutiert, kann die Bildgewinnung von Unterwasserbildern mittels des hergeleiteten Modells beschrieben werden. Der Regularisierungsterm muss nun so gestaltet sein, dass dieser Abweichungen vom hergeleiteten Modell bestraft. Sind die Wassereigenschaften bekannt, kann das ideale Modell $\tilde{\mathbf{h}}$ berechnet werden. Die Wahrscheinlichkeitsdichte des Modells \mathbf{h} wird nun als rotationssymmetrische Normalvertei-

lung um den Erwartungswert $\tilde{\mathbf{h}}$ modelliert. Die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{h})$ des Modells \mathbf{h} kann damit durch

$$p(\mathbf{h}) = \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_{\mathbf{h}}^2}\right)^{MN}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{\mathbf{h}}^2} \|\tilde{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|_2^2\right) \quad (6.55)$$

beschrieben werden. Damit ergibt sich durch Bilden des negativen Logarithmus der Regularisierungsterm

$$\varphi_{\mathbf{h}}(\mathbf{h}) = \|\tilde{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|_2^2. \quad (6.56)$$

Um negative Einträge $h_k < 0$ zu unterdrücken und damit die Regularisierung zu stabilisieren wird sie leicht abgeändert zu

$$\varphi_{\mathbf{h}}(\mathbf{h}) = \sum_k \varphi_{\mathbf{h}}^{(k)}\left((\tilde{h}_k - h_k)^2\right)$$

mit

$$\varphi_{\mathbf{h}}^{(k)}\left((\tilde{h}_k - h_k)^2\right) := \begin{cases} (\tilde{h}_k - h_k)^2 & h_k \geq 0 \\ \infty & \text{sonst} \end{cases}, \quad (6.57)$$

wobei \tilde{h}_k die Einträge des idealen Faltungskerns $\tilde{\mathbf{h}}$ sind. Bei vielen Bildrestaurationsansätzen wird gefordert, dass die Summe der Absolutwerte der Einträge des Kerns $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_1 = 1$ ergibt. In diesem Fall ist dies nicht so. Durch die Dämpfung werden die Werte des Originalsignals \mathbf{s} vermindert. Dies wird durch die L_1 -Norm des Faltungskerns berücksichtigt, wodurch die Dämpfung bei der Restauration ausgeglichen wird. Im Folgenden wird die Regularisierung der Gleichung (6.57) für die weitere Bildrestauration verwendet.

6.3.4 – Minimierung bezüglich \mathbf{s}

In diesem Abschnitt wird der Teil der alternierenden Minimierung beschrieben, der sich auf das Signal \mathbf{s} bezieht (6.50). Diese Gleichung ist wegen der Formulierung des Regularisierungstermes als heavy-tailed Verteilung in Gleichung (6.53) nicht quadratisch. Damit kann i. A. die Lösung der Minimierung nicht analytisch bestimmt werden. Die Minimierung kann jedoch iterativ gelöst werden, indem die erweiterte Lagrange-Methode angewendet wird.

Durch Substitution von $\mathbf{D}_x \mathbf{s}$ bzw. $\mathbf{D}_y \mathbf{s}$ durch \mathbf{v}_x bzw. \mathbf{v}_y ergibt sich aus Gleichung (6.50) das Minimierungsproblem

$$\mathbf{s}^{(i+1)} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h}^{(i)} * * \mathbf{s} \right\|^2 + \varphi_s(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y) \right\} \quad (6.58)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_x = \mathbf{D}_x \mathbf{s} & \Leftrightarrow \mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x = \mathbf{0} \\ \mathbf{v}_y = \mathbf{D}_y \mathbf{s} & \Leftrightarrow \mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y = \mathbf{0}, \end{aligned} \quad (6.59)$$

wobei $\mathbf{0} \in \mathbb{R}^{MN}$ der Nullvektor ist. Diese Substitution und die Anwendung des erweiterten Lagrange-Ansatzes (wie in Gleichung (6.40)) führt zur Lagrange-Funktion

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_s(\mathbf{s}, \mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y, \boldsymbol{\mu}_x, \boldsymbol{\mu}_y, \lambda_s) & := \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h}^{(i)} * * \mathbf{s} \right\|^2 + \varphi_s(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y) + \\ & \quad \frac{\lambda_s}{2} \left\| \mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x \right\|^2 - \boldsymbol{\mu}_x^\top (\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x) + \\ & \quad \frac{\lambda_s}{2} \left\| \mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y \right\|^2 - \boldsymbol{\mu}_y^\top (\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y), \end{aligned} \quad (6.60)$$

mit den Lagrange-Multiplikatoren \mathbf{v}_x , \mathbf{v}_y und dem Straffaktor λ_s . Der in Gleichung (6.50) beschriebene $(i + 1)$ -te Iterationsschritt wird durch den iterativen Mechanismus des erweiterten Lagrange-Ansatzes ermittelt, wie er in Abschnitt 6.2.4 beschrieben wurde. Dabei wird zunächst die Lagrange-Funktion minimiert

$$\left(\mathbf{s}^{(j+1)}, \mathbf{v}_x^{(j+1)}, \mathbf{v}_y^{(j+1)} \right) = \underset{\mathbf{s}, \mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y}{\operatorname{argmin}} \left\{ \mathcal{L}_s \left(\mathbf{s}, \mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y, \boldsymbol{\mu}_x^{(j)}, \boldsymbol{\mu}_y^{(j)}, \lambda_s \right) \right\} \quad (6.61)$$

und anschließend die neuen Lagrange-Multiplikatoren $\boldsymbol{\mu}_x^{(j+1)}$ und $\boldsymbol{\mu}_y^{(j+1)}$ bestimmt¹. Die Anpassung des Straffaktors λ_s fällt in diesem Fall weg, da dieser die Gewichtung des Regularisierungsterms übernimmt und über die Optimierung hinweg konstant bleibt.

Die Substitution von $\boldsymbol{\mu}_x$ bzw. $\boldsymbol{\mu}_y$ durch $2\boldsymbol{\alpha}_x$ bzw. $2\boldsymbol{\alpha}_y$ und das Hinzufügen

¹ Man beachte, dass sich der Iterationsindex j auf die Lagrange-Iteration bezieht und nicht auf die alternierende Optimierung aus Gleichung (6.50) bzw. (6.49), die den Iterationsindex i besitzt

von $\|\alpha_x\|^2$ und $\|\alpha_y\|^2$ ändert nichts am Ergebnis der Minimierung. Daraus folgt:

$$\begin{aligned}
 (\mathbf{s}^{(j+1)}, \mathbf{v}_x^{(j+1)}, \mathbf{v}_y^{(j+1)}) &= \\
 \operatorname{argmin}_{\mathbf{s}, \mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y} &\left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{q} - \mathbf{h}^{(i)} * * \mathbf{s}\|^2 + \varphi_s(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y) + \right. \\
 &\frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x\|^2 - 2\alpha_x^{(j)\top} (\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x) + \|\alpha_x^{(j)}\|^2 + \\
 &\left. \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y\|^2 - 2\alpha_y^{(j)\top} (\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y) + \|\alpha_y^{(j)}\|^2 \right\} = \\
 \operatorname{argmin}_{\mathbf{s}, \mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y} &\left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{q} - \mathbf{h}^{(i)} * * \mathbf{s}\|^2 + \varphi_s(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y) + \right. \\
 &\left. \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x - \alpha_x^{(j)}\|^2 + \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y - \alpha_y^{(j)}\|^2 \right\}. \quad (6.62)
 \end{aligned}$$

Wie in [Cam07, Kot13] beschrieben, lässt sich das Minimierungsproblem dadurch vereinfachen, dass man alternierend in die ‚Richtungen‘ \mathbf{s} , \mathbf{v}_x und \mathbf{v}_y minimiert. Dadurch entstehen drei Teilprobleme: Die Minimierung bzgl. des Signals \mathbf{s} , die Minimierung bzgl. \mathbf{v}_x , \mathbf{v}_y und die Anpassung der Lagrange Multiplikatoren α_x , α_y .

Im Folgenden werden diese drei Teilprobleme gesondert behandelt.

Minimierung bezüglich des Originalsignals \mathbf{s}

Wird nach \mathbf{s} minimiert, so können diejenigen Summanden aus der Minimierung weggelassen werden, die nicht von \mathbf{s} abhängig sind. Dadurch wird die Minimierung deutlich vereinfacht¹. Damit ergibt sich die Schätzung

$$\hat{\mathbf{s}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{s}} \underbrace{\left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{q} - \mathbf{h} * * \mathbf{s}\|^2 + \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x - \alpha_x\|^2 + \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y - \alpha_y\|^2 \right\}}_{C(\mathbf{s})}, \quad (6.63)$$

1 Der Übersichtlichkeit wegen wird der Iterationsindex (i) am Faltungskern $\mathbf{h}^{(i)}$ weggelassen.

wobei es sich nun um eine quadratische Gleichung handelt, womit das Minimum an der Stelle \mathbf{s} mit $\partial C(\mathbf{s})/\partial \mathbf{s} \stackrel{!}{=} \mathbf{0}$ liegt. Mit $\mathbf{h} * * \mathbf{s} = \mathbf{H}\mathbf{s}$ und

$$\begin{aligned} \frac{\partial C(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} &= \lambda \mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{s} - \lambda \mathbf{H}^T \mathbf{q} + \\ &\quad \lambda_s \mathbf{D}_x^T \mathbf{D}_x \mathbf{s} - \lambda_s \mathbf{D}_x^T \mathbf{v}_x - \lambda_s \mathbf{D}_x^T \boldsymbol{\alpha}_x + \\ &\quad \lambda_s \mathbf{D}_y^T \mathbf{D}_y \mathbf{s} - \lambda_s \mathbf{D}_y^T \mathbf{v}_y - \lambda_s \mathbf{D}_y^T \boldsymbol{\alpha}_y \stackrel{!}{=} 0 \end{aligned} \quad (6.64)$$

ergibt sich die zu lösende Gleichung

$$\begin{aligned} \left(\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \frac{\lambda_s}{\lambda} (\mathbf{D}_x^T \mathbf{D}_x + \mathbf{D}_y^T \mathbf{D}_y) \right) \mathbf{s} = \\ \mathbf{H}^T \mathbf{q} + \frac{\lambda_s}{\lambda} \mathbf{D}_x^T (\mathbf{v}_x + \boldsymbol{\alpha}_x) + \frac{\lambda_s}{\lambda} \mathbf{D}_y^T (\mathbf{v}_y + \boldsymbol{\alpha}_y) . \end{aligned} \quad (6.65)$$

Der Operator $\mathbf{D}_x^T \mathbf{D}_x + \mathbf{D}_y^T \mathbf{D}_y$ angewendet auf ein Signal \mathbf{s} bestimmt das Quadrat des Gradientenbetrages des Signals \mathbf{s} . Da die Modellmatrix \mathbf{H} eine zyklische Matrix ist, also den Faltungskern \mathbf{h} beschreibt, kann dieses Gleichungssystem geschickt im Frequenzraum, also mittels der Fouriertransformation gelöst werden¹. Es ergibt sich dadurch

$$S_f = \frac{H_f^* Q_f + \frac{\lambda_s}{\lambda} D_{x,f}^* (V_{x,f} + A_{x,f}) + \frac{\lambda_s}{\lambda} D_{y,f}^* (V_{y,f} + A_{y,f})}{|H_f|^2 + \frac{\lambda_s}{\lambda} |D_{x,f}|^2 + \frac{\lambda_s}{\lambda} |D_{y,f}|^2} \quad (6.66)$$

mit

$$\begin{aligned} V_x &:= \mathcal{F}\{\mathbf{v}_x\} , & V_y &:= \mathcal{F}\{\mathbf{v}_y\} , \\ A_x &:= \mathcal{F}\{\boldsymbol{\alpha}_x\} , & A_y &:= \mathcal{F}\{\boldsymbol{\alpha}_y\} . \end{aligned} \quad (6.67)$$

Für die Fouriertransformierten D_x bzw. D_y des Gradientenoperators \mathbf{D}_x bzw. \mathbf{D}_y wurde, für die Umsetzung, die DFT des sog. *Prewitt-Operators* eingesetzt. Dieser Operator bietet Stabilitätsvorteile gegenüber der analytischen Fouriertransformation des Gradienten [Kot13].

¹ Mit Hilfe der *schnellen Fouriertransformation* (engl. fast fourier transform; *FFT*) kann S sehr effizient bestimmt werden.

Minimierung bezüglich \mathbf{v}_x bzw. \mathbf{v}_y

Das nächste Teilproblem, das sich ergibt, ist die Minimierung bezüglich der Variablen \mathbf{v}_x und \mathbf{v}_y . Diese ist gegeben durch

$$(\hat{\mathbf{v}}_x, \hat{\mathbf{v}}_y) = \underset{\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y}{\operatorname{argmin}} \left\{ \varphi_s(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y) + \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_x \mathbf{s} - \mathbf{v}_x - \boldsymbol{\alpha}_x\|^2 + \frac{\lambda_s}{2} \|\mathbf{D}_y \mathbf{s} - \mathbf{v}_y - \boldsymbol{\alpha}_y\|^2 \right\}. \quad (6.68)$$

Durch Einsetzen der Regularisierung aus (6.53) und anschließender Summendarstellung der Norm

$$\underset{\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{k=0}^{MN-1} (v_{x,k}^2 + v_{y,k}^2)^p + \frac{\lambda_s}{2} \left(([\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k - \alpha_{x,k} - v_{x,k})^2 + ([\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k - \alpha_{y,k} - v_{y,k})^2 \right) \right\} \quad (6.69)$$

wird offensichtlich, dass sich die Minimierung separieren und für jedes Tupel $(v_{x,k}, v_{y,k})$; $k \in \{0, \dots, MN-1\}$ getrennt minimieren lässt. In [Kot13] wird beschrieben, dass es für besondere Fälle ($p \in \{0, 1\}$) eine geschlossene Lösung für die Minimierung gibt. Für ein festes p kann die Minimierung jedoch auch vorab berechnet werden und in einer sog. Lookup-Tabelle gespeichert werden. Diese Lookup-Tabelle $f_{\text{LUT}}(\cdot)$ ist eine zweidimensionale Funktion mit

$$f_{\text{LUT}} : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ (r_x, r_y) \mapsto \underset{t_x, t_y}{\operatorname{argmin}} \left\{ (t_x^2 + t_y^2)^p + \frac{\lambda_s}{2} \left((r_x - t_x)^2 + (t_y - r_y)^2 \right) \right\}, \quad (6.70)$$

wobei in der Anwendung für r_x bzw. r_y die Werte $[\mathbf{D}_x \mathbf{s}]_k - \alpha_{x,k}$ bzw. $[\mathbf{D}_y \mathbf{s}]_k - \alpha_{y,k}$ eingesetzt werden. Diese Lookup-Tabelle wird im Vorfeld numerisch berechnet.

Anpassung der Lagrange Multiplikatoren α_i :

Als letzten Schritt müssen die Lagrange-Multiplikatoren α_x und α_y angepasst werden. Die Lagrange-Multiplikatoren können in diesem Fall durch

$$\begin{aligned}\alpha_x^{(j+1)} &= \alpha_x^{(j)} - \mathbf{D}_x \mathbf{s} + \mathbf{v}_x \\ \alpha_y^{(j+1)} &= \alpha_y^{(j)} - \mathbf{D}_y \mathbf{s} + \mathbf{v}_y\end{aligned}\quad (6.71)$$

in jedem Iterationsschritt angepasst werden [Kot13, Noc06].

Hiermit sind alle Teile des Minimierungsansatzes von (6.62) gelöst. Im nächsten Abschnitt wird auf die Minimierung bezüglich des Faltungskerns \mathbf{h} aus Gleichung (6.49) eingegangen.

6.3.5 – Minimierung bezüglich \mathbf{h}

Die Lösung der Minimierung bezüglich des Faltungskerns \mathbf{h} gestaltet sich im prinzipiellen Ablauf ähnlich wie das vorige Minimierungsproblem bezüglich des Signals \mathbf{s} . Zunächst wird die Minimierung

$$\mathbf{h}^{(i+1)} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{s}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h} * \mathbf{s}^{(i+1)} \right\|^2 + \varphi_{\mathbf{h}}(\mathbf{v}) \right\} \quad (6.72)$$

mit der Nebenbedingung

$$\mathbf{v} = \mathbf{h} \quad (6.73)$$

formuliert. Im Anschluss daran wird der erweiterte Lagrange-Ansatz aufgestellt

$$\mathcal{L}_{\mathbf{h}}(\mathbf{h}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\alpha}, \lambda_{\mathbf{h}}) = \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{q} - \mathbf{h} \mathbf{s} \right\|^2 + \lambda_{\mathbf{h}}(\mathbf{v}) + \frac{\lambda_{\mathbf{h}}}{2} \left\| \mathbf{h} - \mathbf{v} - \boldsymbol{\alpha} \right\|^2, \quad (6.74)$$

wobei die Einträge des Vektors $\boldsymbol{\alpha}$ die Lagrange-Multiplikatoren darstellen. Wie bei der Minimierung nach \mathbf{s} wird hier der Lagrange-Ansatz in drei Teilprobleme geteilt. Die Minimierung nach \mathbf{h} , die Minimierung nach \mathbf{v} und die Anpassung der Lagrange-Multiplikatoren $\boldsymbol{\alpha}$.

Minimierung bezüglich des Modells h

Die Minimierung nach h

$$\arg \min_h \left\{ \underbrace{\frac{\lambda}{2} \|\mathbf{q} - \mathbf{h} * * \mathbf{s}\|^2 + \frac{\lambda_h}{2} \|\mathbf{h} - \mathbf{v} - \boldsymbol{\alpha}\|^2}_{C(h)} \right\}, \quad (6.75)$$

kann durch Differentiation $\partial C(h)/\partial h \stackrel{!}{=} 0$ und anschließender Anwendung der Fouriertransformation in die Gleichung

$$H_f = \frac{S_f^* + \frac{\lambda_h}{\lambda} V_f + \frac{\lambda_h}{\lambda} A_f}{|S_f|^2 + \frac{\lambda_h}{\lambda}} \quad (6.76)$$

überführt und damit effizient gelöst werden.

Minimierung bezüglich v

Die Minimierung nach v kann wieder für jedes Element v_k des Vektors \mathbf{v} einzeln durchgeführt werden. Dieses Mal ist die entstehende Minimierung analytisch lösbar und führt zu

$$\arg \min_{v_k} \left\{ \varphi_h^{(k)} \left((\tilde{h}_k - h_k)^2 \right) + \frac{\lambda_h}{2} (h_k - v_k - \alpha_k)^2 \right\} = \max \left\{ \frac{2\tilde{h}_k + h_k \lambda_h - \alpha_k \lambda_h}{2 + \lambda_h}, 0 \right\}. \quad (6.77)$$

Anpassung der Lagrange-Multiplikatoren α

Die Anpassung der Lagrange-Multiplikatoren kann ebenfalls für jedes α_k einzeln durchgeführt werden. Dies geschieht wie in (6.71) und führt zu

$$\alpha_k^{(j+1)} = \alpha_k^{(j)} - h_k + v_k. \quad (6.78)$$

Multiskalenansatz

Um den Rechenaufwand zu reduzieren und um lokale Minima bei der Optimierung zu vermeiden, wurde in dieser Arbeit, wie in [Kot13], ein Multiskalenansatz benutzt. Dazu wurde das Bild q stufenweise unterabgetastet. Auf der höchsten Skala, also dem Bild mit der kleinsten Auflösung, wird zunächst der Kernel h geschätzt, welcher dann für die nächste Skala expandiert wird. Dann wird der Restaurationsalgorithmus auf der nächst tieferen Skala durchgeführt. Abbildung 6.5 zeigt eine Skizze der entstehenden Bildpyramiden. Kotera et al. [Kot13] schlagen außerdem vor, die Werte für λ und p zunächst relativ klein zu wählen und dann mit jeder Skala zu erhöhen.

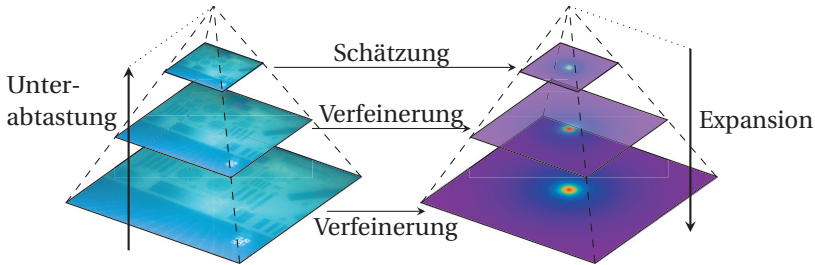
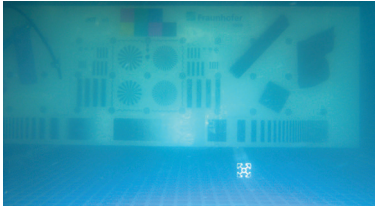


Abbildung 6.5: Darstellung des Multiskalenansatzes. Zur Beschleunigung und Stabilisierung des Restaurationsansatzes wird das Originalbild zunächst unterabgetastet und dann der entsprechende Faltungskern h geschätzt. Danach wird der Faltungskern stufenweise expandiert und die Schätzung mit dem Bild der entsprechenden Stufe verfeinert.

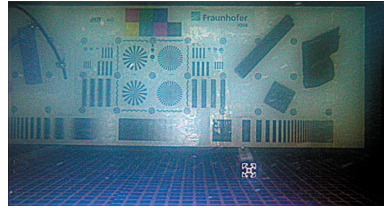
Ergebnis

Im Folgenden wird ein Beispiel einer Rekonstruktion eines Unterwasserbildes gezeigt. Eine umfangreichere Diskussion über das entstandene Bildrestaurationsfilter wird in Kapitel 7 durchgeführt.

In Abbildung 6.6 ist eine Unterwassertesttafel zu sehen, die mittels des entstandenen Filters restauriert wurde. Es ist zu erkennen, dass das Bild deutlich verbessert wurde. Typische Degradationen, wie Farbverschiebungen, geringer Kontrast und Unschärfe wurden im Vergleich zum Originalbild g deutlich reduziert.



(a) Originalbild



(b) Restauration

Abbildung 6.6: Darstellung der Bildrestauration. Das Originalbild wurde während Testaufnahmen (siehe Kapitel 7) unter realen Bedingungen aufgenommen. Die Restauration wurde mit dem beschriebenen Restaurationsfilter durchgeführt.

Zusammenfassung

6.4

Aufbauend auf der im letzten Kapitel (Kapitel 5) hergeleiteten affinen Darstellung des Modells wurde die in dieser Arbeit entwickelte Bildrestauration beschrieben. Zunächst wurden die Grundlagen der Inversen Probleme und der Bildrestauration gelegt, wobei auf verschiedene Herangehensweisen der Regularisierung eingegangen wurde. Es wurden existierende Lösungsverfahren beschrieben, deren Voraussetzungen erläutert und die Ideen der blinden Bildrestauration beleuchtet.

Die eigentliche, in dieser Arbeit entwickelte Bildrestauration wurde detailliert beschrieben. Grundlage des entwickelten Verfahrens bildet ein bestehendes Verfahren zur blinden Bildrestauration [Kot13], das speziell für die Anwendung auf die Unterwasserbildrestauration angepasst wurde.

7

Experimente und Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Experimente und Versuchsreihen, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt worden sind, beschrieben und diskutiert. Im Fokus steht dabei eine Versuchsreihe, die mit dem Ziel durchgeführt wurde, das Modell zu verifizieren und die Bildrestauration zu validieren. Innerhalb der Versuchsreihe sind Bilddaten unter kontrollierten Aufnahmebedingungen aufgezeichnet worden.

Bei dieser Versuchsreihe wurde große Aufmerksamkeit auf die Möglichkeit der Validierung des Modells gelegt. Sind die getroffenen Annahmen über die Einfachstreuung (Abschnitt 4.5) und die Einschränkung der Ausbreitungspfade des Lichtes auf drei Komponenten ausreichend, um die Bildentstehung zu modellieren, so sollten sich die hergeleiteten Größen durch die Experimente nachweisen lassen. Darunter fallen berechnete Abbildungseigenschaften, wie die PSF und MTF, sowie der Erhalt der Form der PSF über verschiedene Distanzen hinweg. Können diese Eigenschaften nachgewiesen werden, kann davon ausgegangen werden, dass die Modellierung der Bildentstehung genau genug ist, um für die Bildrestauration eingesetzt zu werden.

Für die Validierung des Bildrestaurationalgorithmus werden in diesem Kapitel die einzelnen Schritte der Restauration dargestellt. Außerdem werden die Ergebnisse des blinden Restaurationalgorithmus diskutiert und mit anderen Bildrestaurationsverfahren verglichen.

7.1

Versuchsaufbau und -durchführung

Ein geeigneter Versuchsaufbau und die Durchführung einer Versuchsreihe sollte zum Ziel haben, (Bild-)Daten zu generieren, die sowohl der Verifikation des Modells, als auch der Validierung der Bildrestauration genügen. Hierfür wurde im Rahmen dieser Arbeit und in enger Kooperation mit dem Fraunhofer IOSB-AST Ilmenau ein modulares Bildgewinnungssystem für den Einsatz unter Wasser entworfen und umgesetzt. Im Folgenden wird der Aufbau des Kamerasystems und der Versuchsanordnung beschrieben.

7.1.1 – Modulares Bildgewinnungssystem

Im Rahmen dieser Arbeit ist ein Bildgewinnungssystem entstanden, das für den Einsatzzweck unter Wasser konzipiert wurde. Dabei spielten Faktoren, wie die Modularität, die Möglichkeit der Parametrisierung von Beleuchtung und Bildgewinnung und die Funktionalität für den Einsatz bis zu einer Wassertiefe von 100m eine Rolle.

Das entstandene System besteht dabei aus verschiedenen Beleuchtungseinheiten, die bei Bedarf gewechselt werden können, einem Stereokamerapaar einem Lithium-Polymer-Akku, der die Stromversorgung sicherstellt und einem Mikrocontroller, der die Steuerung des Systems übernimmt. Außerdem besitzt das System eine Ethernet-Schnittstelle, über die – mittels einer Glasfaserverbindung – zum einen Bilddaten und zum anderen Steuerbefehle bidirektional übertragen werden können. Die Abbildung 7.1 bzw. Abbildung 7.2 zeigt einen schematischen Aufbau des Systems bzw. eine Abbildung des realen Systems während der Versuchsdurchführungen.

Die Beleuchtungen des Systems bestehen aus verschiedenen LEDs. Dabei existieren zum einen zwei sehr lichtstarke weiße LEDs und zum anderen zwei Beleuchtungseinheiten, die wiederum aus RGB-LEDs bestehen, die in ihrem Farbintensitätswert beliebig gemischt werden können. Außerdem beinhaltet das System einen Laser, der ein schachbrettartiges Muster zur Triangulation und Abstandsbestimmung projizieren kann. Der Mikrocontroller sorgt für die

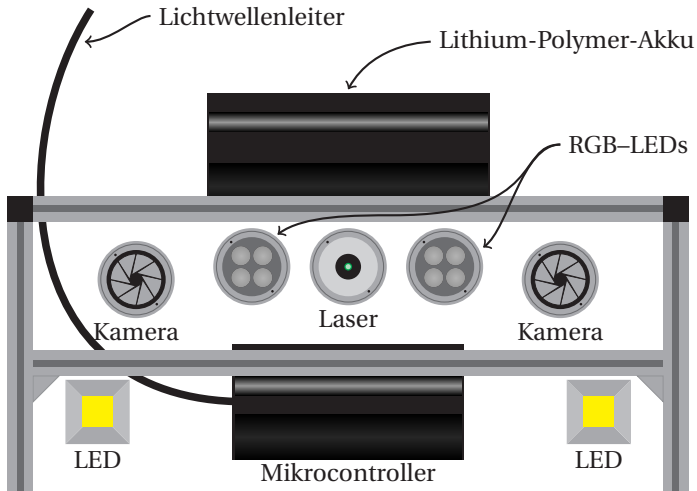


Abbildung 7.1: Schema des Bildaufnahmesystems. Das modulare System zur Unterwasserbildgewinnung ist bis zu einer Tiefe von 100 m wasserdicht. Es besitzt verschiedene Beleuchtungseinrichtungen, zwei Kameras, einen Akku zur Stromversorgung und einen Microcontroller, der die zentrale Steuerung des Aufnahmesystems übernimmt. Die Daten und die Steuerbefehle werden über einen Lichtwellenleiter bidirektional übertragen.

Lichtsteuerung, sowie die Triggerung der Kameras, so dass Beleuchtung und Bildaufnahme synchron verlaufen.

Die eigentliche Bildaufnahme wird durch zwei baugleiche, wasserdicht eingehauste Industriekameras durchgeführt, die wiederum mit jeweils baugleichen, weitwinkligen Objektiven versehen sind. Aus dieser Konfiguration ergeben sich feste Bildaufnahmeparameter, also Parameter, die während einer Versuchsreihe nicht verändert werden können, und variable Bildaufnahmeparameter, also solche, die während einer Versuchsreihe verändert werden können. Zu den festen Parametern gehört die Blendenöffnung und der Fokus des Objektivs, da diese wegen der Einhausung der Kameras während einer Versuchsreihe nicht verändert werden können. Diese wurden für die Aufnahmen so gewählt, dass für jede Entfernung der Testreihe die Szene scharf abgebildet wurde und die Modellannahme des Lochkameramodells näherungsweise erfüllt war. Die Belichtungszeit und die Intensitäten der Lichtquellen bilden die variablen Parameter, die für einzelne Aufnahmen

verändert werden können. Zu beachten ist hierbei, dass die gewonnenen Bildwerte linear von der Belichtungszeit und den Intensitäten der Lichtquellen abhängen. Damit genügen wenige Variationen der Belichtungszeit und der Lichtintensitäten.

Der Weißabgleich nimmt hier eine gewisse Sonderrolle ein. Dieser könnte zwar für jede einzelne Aufnahme verändert werden, was jedoch für die Auswertung und die Ziele dieses Experiments keinen Sinn ergäbe. Es genügt den Weißabgleich zu Beginn einer Messreihe anhand eines weißen Kalibriernormals zu bestimmen. Weitere Eigenschaften des Systems sind dabei außerdem die intrinsischen und extrinsischen Kameraparameter, das Sensorrauschen, die Güte des Objektivs, die spektralen Eigenschaften und das emittierte Lichtfeld der Beleuchtung. Diese Eigenschaften sind jedoch durch die Wahl der Beleuchtung, der Kamera und der Objektivs vorgegeben.

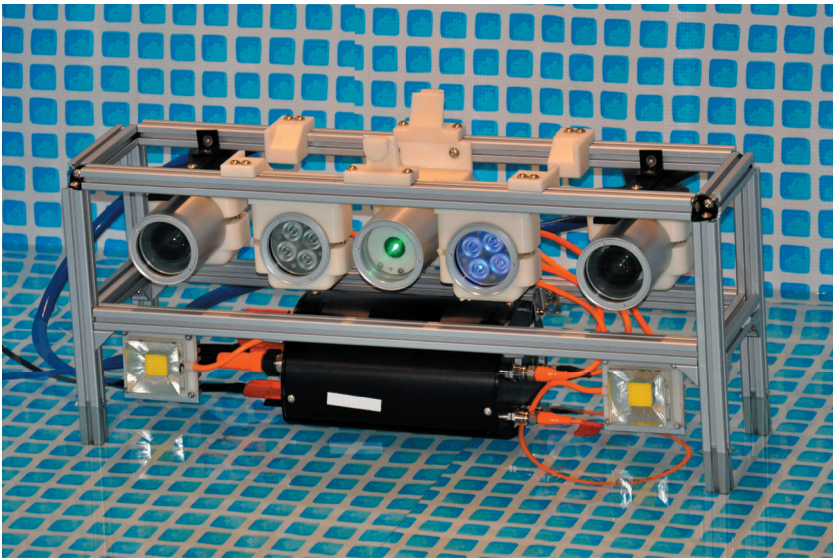


Abbildung 7.2: Darstellung des realen Bildaufnahmesystems während der Versuchsreihe. Der Lithium-Polymer-Akku wurde bei den Experimenten durch eine externe Stromversorgung ersetzt.

7.1.2 – Testaufbau

Für Experimente zur Verifikation des Modells ist eine Umgebung notwendig, die möglichst gut kontrollierbar ist. Wie eingehend erläutert wurde (siehe Kapitel 4), hängt das Modell vor allem von den Wassereigenschaften Absorption und Streuung, von der Positionierung der Kamera und der Lichtquelle, sowie von der Entfernung zum abzubildenden Objekt ab. Positionierung von Kameras und Lichtquellen sind in diesem Testaufbau, wie auch meist in realen Einsatzszenarien, fest durch das Aufnahmesystem vorgegeben. Die Wassereigenschaften und der Abstand zu den Objekten bilden damit die freien Parameter der Testreihen.

Die Testszene wurde dabei so gestaltet, dass die gewünschten Eigenschaften des Modells durch die aufgenommenen Bilddaten validiert werden können. Als abzubildendes Objekt ist aus diesem Grund eine Testtafel entwickelt worden, die – versehen mit mehreren Testmustern – die Verifikation des Modells möglich macht. In Abbildung 7.3 ist ein Schema der Testtafel zu sehen.

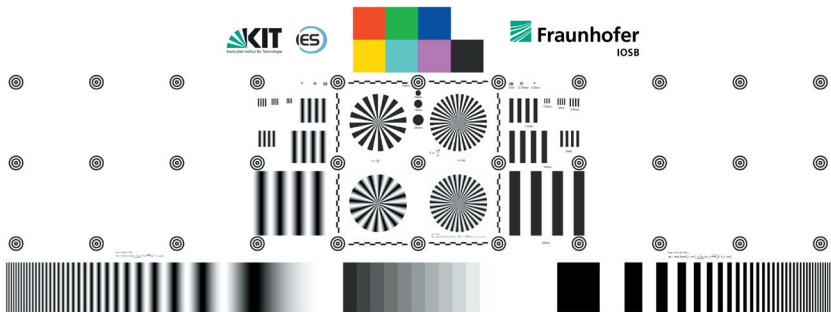


Abbildung 7.3: Schema der Testtafel. Auf der Testtafel befinden sich hauptsächlich Modulationsmuster (wie z. B. Siemenssterne und Sinusmuster), wie auch Marker, eine Grauwerttabelle und Farbmuster.

Die einzelnen Elemente der Testtafel dienen dabei der Kalibrierung, der Feststellung der Abbildungsleistung und der Bestimmung der Abbildungseigenschaften. Dazu gehören Marker, die im Abstand von 0,15 m (Abbildung 7.4) angebracht wurden, Siemenssterne (Abbildung 7.5) und diverse andere Modulationsmuster (Abbildung 7.7 und Abbildung 7.6), Grauwertverläufe und Farbtafeln (Abbildung 7.8).

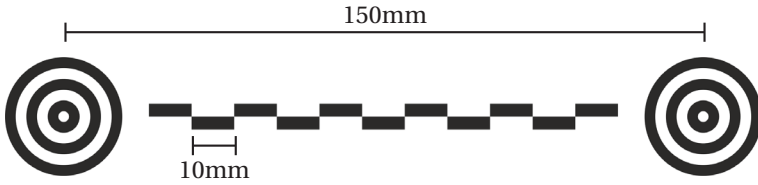


Abbildung 7.4: Darstellung der auf der Testtafel angebrachten Marker.

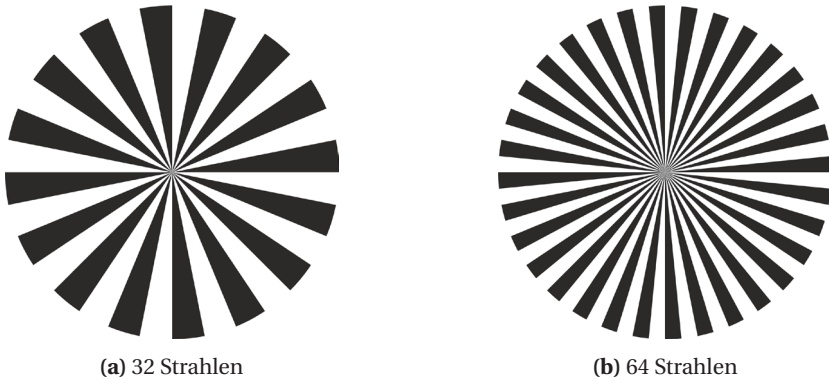


Abbildung 7.5: Darstellung der auf der Testtafel angebrachten Siemenssterne mit verschiedener Anzahl der Strahlen.

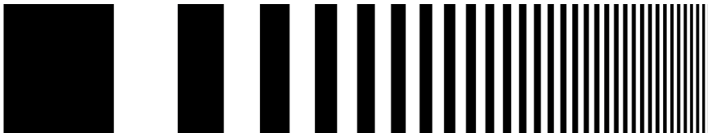


Abbildung 7.6: Darstellung eines auf der Testtafel angebrachten Modulationsmusters.

Der freie Parameter der Entfernung wurde dadurch realisiert, dass die Testtafel in verschiedenen Entfernungen zur Kamera platziert wurde. Für den konkreten Testablauf wurden Abstände von 0,25 m bis 3 m zur Kamera in Schrittweiten von 0,25 m gewählt.



Abbildung 7.7: Darstellung der auf der Testtafel angebrachten Modulationsmuster.

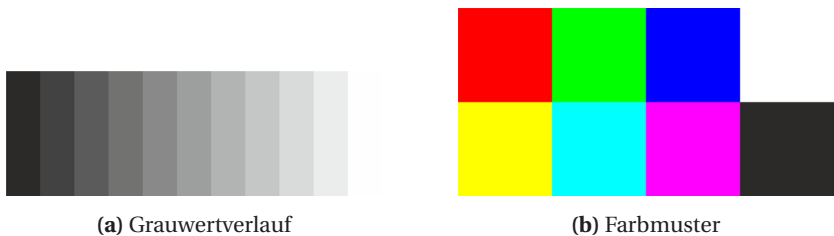


Abbildung 7.8: Darstellung des auf der Testtafel angebrachten Grauwertverlaufs und der Farbmuster.

Die Variation der Absorptions- und Streueigenschaften des Wassers gestaltet sich prinzipiell sehr schwierig, da es keine Methoden gibt, das Medium gezielt so zu verändern, dass gewünschte Streufunktionen entstehen. Es ist jedoch möglich, dem Wasser Trübungsmittel zuzusetzen und die Konzentration nach und nach zu steigern, so dass sich die Absorption und Streuung zunehmend ändert. Hierzu wurde dem Wasser das Mittel »Maaloxan[®]«¹ zugesetzt, das schon bei geringen Konzentrationen eine starke Streuung erzeugt und stabi-

¹ »Maaloxan[®]« ist ein Medikament, das zur Magensäureregulierung bei Sodbrennen zur Anwendung kommt. Es handelt sich um eine Suspension mit den Wirkstoffen Aluminiumoxid und Magnesiumhydroxid.

ler ist als z. B. Milch, das gelegentlich auch für ähnliche Experimente [Nar04] verwendet wurde. Für die Testreihe wurde die Maaloxan[®]-Konzentration schrittweise erhöht, indem zunehmend mehr Maaloxan[®] zugesetzt wurde. Angefangen mit reinem Wasser wurde der Maaloxan[®]-Volumenanteil stetig um 0,00075 Prozentpunkte erhöht bis zu einem Maximalanteil von 0,0075%.

Der komplette Testaufbau ist in der Abbildung 7.10 schematisch dargestellt. Ein Bild des realen Testaufbaus sind in Abbildung 7.9 zu sehen. Die Variation der Bildaufnahmeparameter ist in Tabelle 7.1 dargestellt.

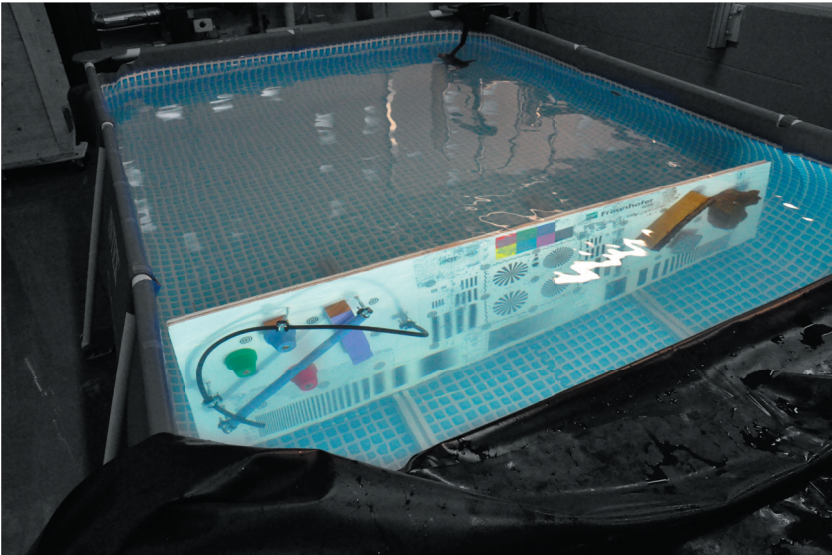


Abbildung 7.9: Bild der Testtafel unter realen Bedingungen. Die Testtafel steht im (leicht) getrübbten Wasser und wird von den LEDs des Bildaufnahmesystems beleuchtet.

7.1.3 – Bilddaten

Im Laufe der durchgeführten Testreihe ist eine große Menge an Bilddaten angefallen. Für die Variation der Belichtungszeit, der Beleuchtungsintensität, der Abstände und der Trübungskonzentrationen ergaben sich damit 15048

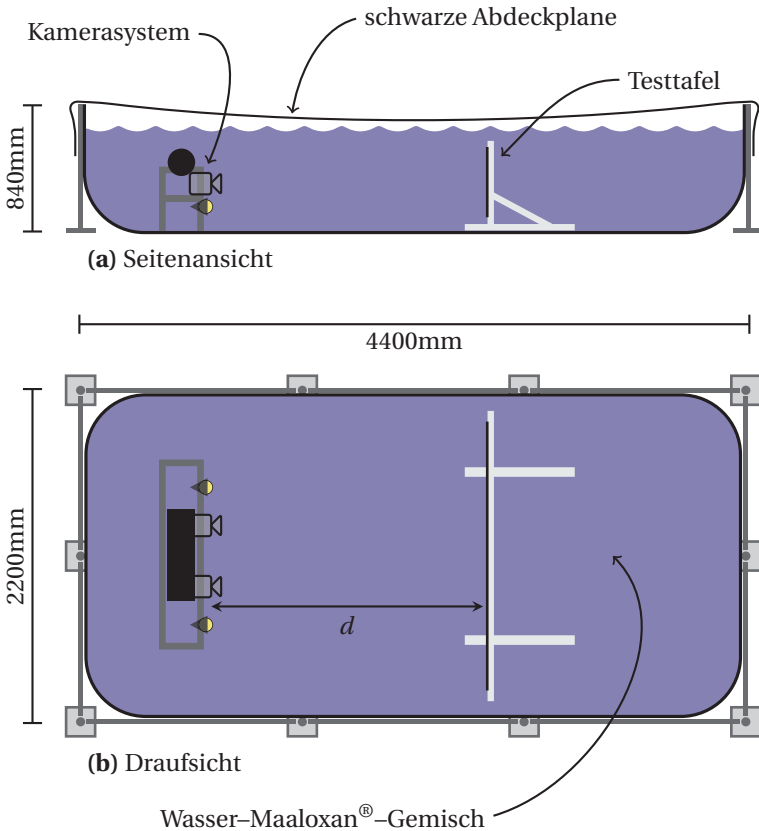


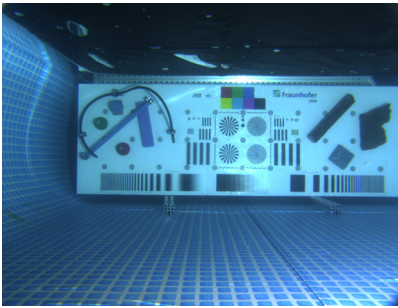
Abbildung 7.10: Darstellung des Testaufbaus. Kamerasystem und Testtafel befinden sich im getrübbten Wasser und sind durch eine schwarze Abdeckplane vor Fremdlicht geschützt.

Bilder. Im Folgenden werden einige Bilddaten gezeigt, um die Variation der Aufnahmeparameter aufzuzeigen.

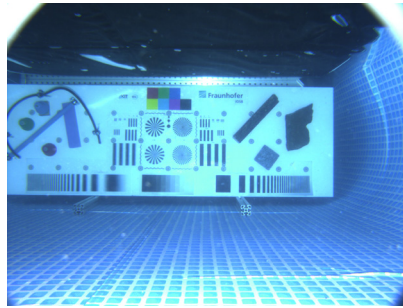
Die Abbildung 7.11 zeigt die beiden Bilder des Stereokamerasystems bei sonst gleichbleibender Aufnahmeconfiguration. Durch die Stereoanordnung der Kameras entsteht eine Verschiebung (Disparität) des Bildinhaltes. Durch diese Disparität ist es mittels Stereoauswertelgorithmen möglich die Entfernung zu den Objekten zu schätzen.

Parameter	Werte
Kameras	2 Kameras: rechts und links
Lichtquellen	2 weiße, 2 rote, 2 blaue, 2 grüne
Lichtintensität der Lichtquellen	0%, 50% und 100% der maximalen Lichtintensität
Belichtungszeit der Kameras	100 ms, 150 ms und 200 ms
Abstände zur Testtafel	$n \cdot 0,25\text{ m}$ mit $n \in \{1, \dots, 12\}$
Maaloxan [®] -Volumenanteil	$n \cdot 7,5 \cdot 10^{-6}$ mit $n \in \{0, \dots, 10\}$

Tabelle 7.1: Parameter der Versuchsreihe



(a) Bild aus der linken Kamera

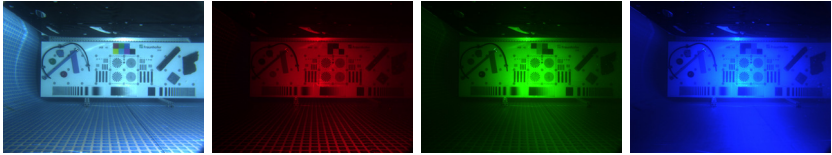


(b) Bild aus der rechten Kamera

Abbildung 7.11: Die Bilder aus beiden Kameras zeigen eine Verschiebung des Bildinhaltes, der durch die versetzte Anordnung der Kameras zu Stande kommt.

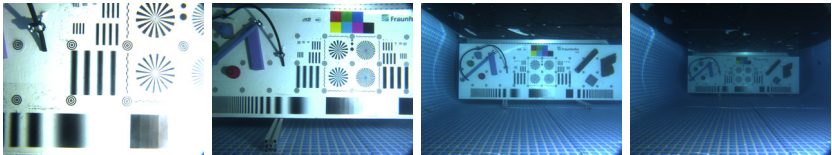
Die Abbildung 7.12 zeigt Bilder, die mittels verschiedener Beleuchtungen aufgenommen wurden. Neben der Auswahl der verschiedenen LEDs wurde auch deren Intensität variiert. Beleuchtet wurde die Testtafel für Abbildung 7.12 mit der weißen, roten, grünen und blauen LED der jeweils rechten Lichtquelle.

Abbildung 7.13 zeigt Bilder mit unterschiedlichen Abständen zur Testtafel.



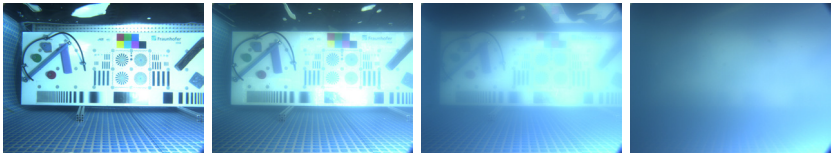
(a) Mit weißer LED beleuchtet (b) Mit rotem LED beleuchtet (c) Mit grüner LED beleuchtet (d) Mit blauer LED beleuchtet

Abbildung 7.12: Ohne Trübung aufgenommene Bilder unter unterschiedlicher Beleuchtung. Das Aufnahmesystem besitzt neben weißer LEDs auch farbige LEDs, die die Szene mit der jeweiligen Farbe beleuchten.



(a) $d = 0,5\text{ m}$ (b) $d = 1,0\text{ m}$ (c) $d = 2,0\text{ m}$ (d) $d = 3,0\text{ m}$

Abbildung 7.13: Aus unterschiedlichen Entfernungen d aufgenommene Bilder.



(a) 0% (b) 0,0015% (c) 0,00375% (d) 0,0075%

Abbildung 7.14: Mit unterschiedlichem Maaloxan[®]-Volumenanteil an Trübungsmittel aufgenommene Bilder bei gleichbleibenden sonstigen Aufnahmeparametern ($d = 1,5\text{ m}$).

Die (Volumen-)Konzentrationssteigerung des Maaloxan[®] im Wasser ist beispielhaft an einigen Bildern in der Abbildung 7.14 zu sehen. Insgesamt wurden 11 verschiedene Konzentrationen für die Aufnahmen erzeugt.

7.2 Schätzung der Wassereigenschaften

Wie in Abschnitt 5 beschrieben, können die Wassereigenschaften nur eingeschränkt bestimmt werden. Einzig die Bestimmung des Dämpfungskoeffizienten c ist auf einfachem Wege möglich. Hierzu wird die Abnahme der Strahldichte $L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ über eine bekannte Distanz d gemessen und der Dämpfungskoeffizient c mittels des Lambert-Beer'schen Gesetzes ermittelt:

$$L(\mathbf{x} + d\mathbf{r}, \mathbf{r}) = e^{-cd} L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$$

$$\Rightarrow c = \frac{1}{d} \ln \left(\frac{L(\mathbf{x}, \mathbf{r})}{L(\mathbf{x} + d\mathbf{r}, \mathbf{r})} \right), \quad (7.1)$$

wobei die eingehende Strahldichte $L(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ mit einem Fotosensor gemessen werden kann.

Die Bestimmung der VSF ist – wie in Abschnitt 5 erläutert – bisher nur eingeschränkt möglich. Für die Schätzung der VSF für die Versuchsreihe wurde hierzu ein einfacher Aufbau umgesetzt, der nach dem Aufnahmeprinzip von [Lee03] funktioniert. Das Funktionsprinzip besteht darin, dass ein Laserstrahl einen Wasserbehälter traversiert, während das Streulicht unter dem Winkel θ gemessen wird. Dazu wird ein Laserstrahl mittels eines Tubus und eines Umlenkspiegels in das Wasser eines Wasserbehälters eingekoppelt. Ein baugleicher zweiter Tubus, welcher sich seitlich versetzt neben dem eingekoppelten Laserstrahl befindet, fängt das Streulicht auf und leitet es weiter auf ein Fotosensor, der die Strahldichte des Streulichts erfasst. Der zweite Tubus kann dabei dediziert gedreht werden, so dass das Streulicht verschiedener Winkel θ gemessen werden kann. Der Vorteil dieser Konstruktion sind ausschließlich zu den Lichtstrahlen orthogonale Phasenübergangsflächen, an denen Reflexion und Refraktion auftreten können. Ein Nachteil besteht darin, dass kleine Winkel nicht gemessen werden können. Die Abbildung 7.15 zeigt den schematischen Aufbau des realisierten Messsystems.

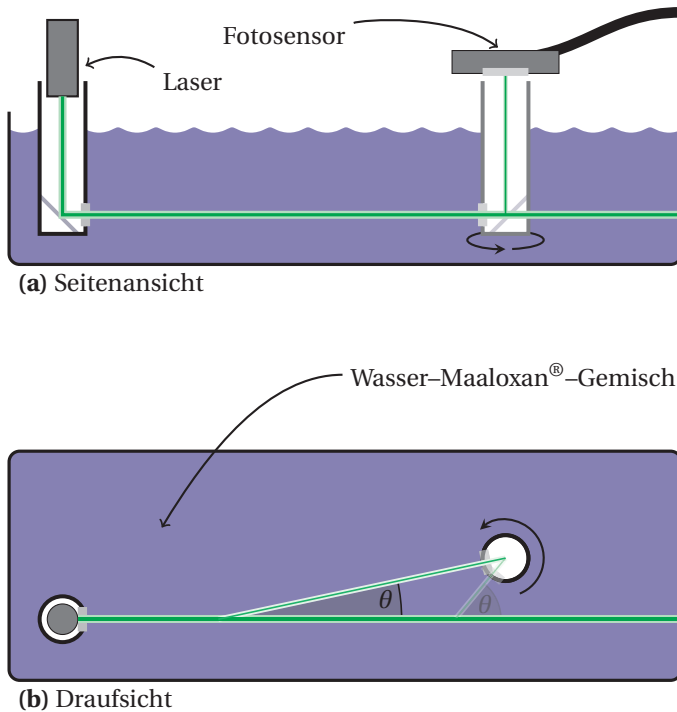


Abbildung 7.15: Darstellung des realisierten Messsystems zur Bestimmung der VSF. Mittels eines Lasers wird ein Lichtbündel durch ein streuendes Medium geschickt. Das Streulicht wird mittels eines Fotosensors gemessen, wobei der Streuwinkel θ variiert werden kann.

Mit dem umgesetzten System zur Streulichterfassung konnte eine grobe Schätzung der VSF vorgenommen werden. Es hat sich herausgestellt, dass die erfassten Werte gut durch eine Henyey-Greenstein-Streufunktionen approximiert werden können. Die gemessenen Werte für verschiedene Maaloxan[®]-Konzentrationen sind in der Abbildung 7.16 samt den gefitteten Henyey-Greenstein-Streufunktionen zu sehen.

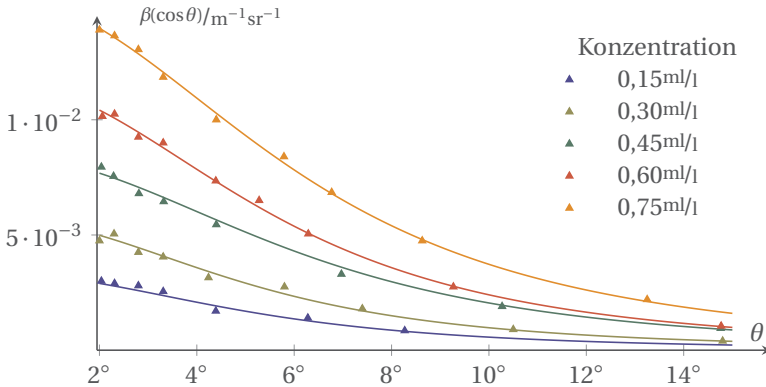


Abbildung 7.16: Gemessene und gefittete Henyey-Greenstein-Volumenstreu-
funktionen für verschiedene Maaloxan[®]-Konzentrationen.

7.3 Verifikation des Modells

In diesem Abschnitt wird auf die Verifikation des Modells eingegangen. Die Frage, die sich stellt, ist, ob die in den Versuchsreihen gewonnenen Bilddaten die Modellierung aus Kapitel 4 stützen. Wenn es möglich ist, Eigenschaften aus dem Modell für die Bilddaten herzuleiten, welche sich tatsächlich in den real aufgezeichneten Bilddaten nachweisen lassen, so ist damit die Anwendbarkeit des hergeleiteten Bildentstehungsmodells gezeigt. Für die Bildrestaurierung von besonderer Bedeutung ist hier zum einen die Punktspreizfunktion PSF und das Phänomen der Erhaltung der Form der PSF über verschiedene Entfernungen hinweg (Abschnitt 5.3). Im Folgenden wird gezeigt, dass sowohl die hergeleiteten Signalübertragungseigenschaften, als auch die Erhaltung der Form der PSF nachgewiesen werden können.

Am einfachsten lassen sich diese Eigenschaften an einer Texturkante von schwarzen Objektreflektanzwerten zu weißen Objektreflektanzwerten nachweisen. Betrachtet wird in dieser Auswertung also eine Sprungfunktion im Muster der Testtafel. Die Testtafel beinhaltet mehrere solcher Sprungstellen.

In Abbildung 7.17 ist eine der Texturkanten zu sehen, die in den folgenden Auswertungen herangezogen wird.

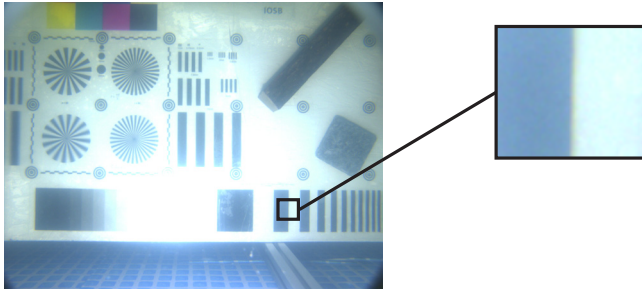


Abbildung 7.17: Eine der zur Verifikation des Modells herangezogenen Texturkanten der aufgenommenen Testtafel.

Zusammen mit der aus der Streufunktion und der geschätzten Dämpfungskonstante abgeleitete PSF und der Sprungfunktion ergeben sich durch Faltung die Werte des Differenzbildes q , die sich in den Bilddaten nachweisen lassen müssten. Abbildung 7.18 zeigt die Sprungfunktion, die berechnete PSF und das Ergebnis der Faltung beider Funktionen.

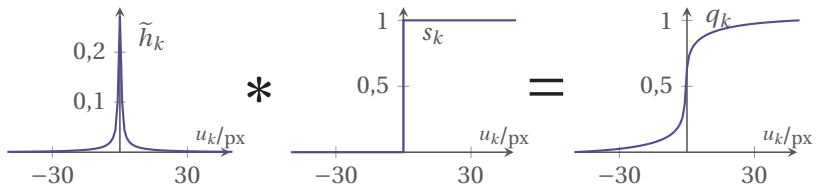


Abbildung 7.18: Darstellung der Sprungantwort. Das ‚Originalsignal‘ s wird mit der errechneten PSF \tilde{h} gefaltet.

Zum Vergleich werden hier die Ausschnitte der Bilddaten der Testtafel herangezogen, die in einem Abstand von 0,5 m, 0,75 m und 1,0 m aufgenommen wurden. Nach Abzug der berechneten Rückstreuanteile $q = g - b$ und anschließender Normierung zeigen die errechnete Sprungantwort und die aufgenommenen Bilddaten einen nahezu identischen Verlauf. Die Abbildung 7.19 zeigt die Verläufe der Texturkante und der berechneten zu erwartenden Grauwerte. Die Abbildung 7.20 zeigt die Differenz von erwarteten Daten und realen Daten.

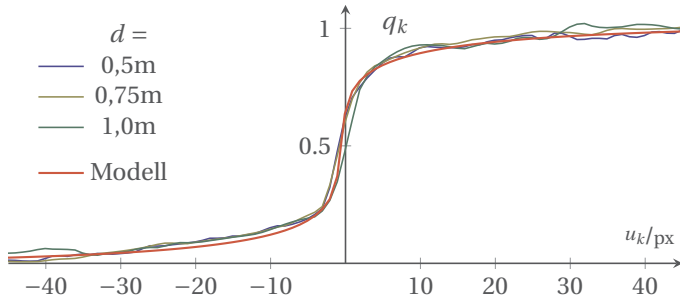


Abbildung 7.19: Vergleich der berechneten Sprungantwort mit den real ermittelten Sprungantworten.

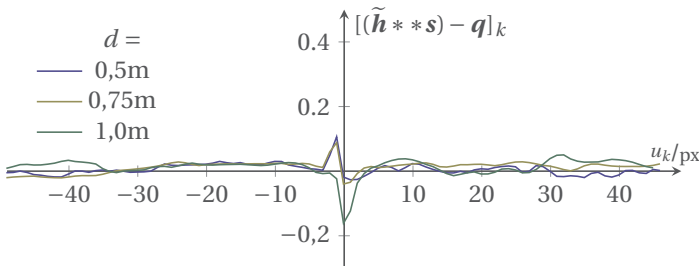


Abbildung 7.20: Differenz zwischen der berechneten Sprungantwort und den real ermittelten Sprungantworten.

Es zeigt sich, dass zum einen die Verläufe mit den berechneten Bildwerten übereinstimmen und zum anderen, dass sich die Form der Punktspreizfunktionen über die Entfernung nicht ändert. Auch andere Versuche, die auf einem Vergleich der Daten im Fourierraum basieren, führen zu den gleichen Ergebnissen. Diese Eigenschaften sind genau die, die in diesem Versuch gezeigt werden sollten. Somit stützen die aufgenommenen Bilddaten das in dieser Arbeit hergeleitete Modell. Da die zwei bestätigten Eigenschaften entscheidend für die Bildrestauration sind, ist davon auszugehen, dass das Modell für die Restauration geeignet ist.

Validierung der Bildrestauration

7.4

In diesem Abschnitt wird die Bildrestauration validiert. Hierzu werden beispielhaft verschiedene Restaurationen des Unterwasserbildes aus Abbildung 7.21 durchgeführt.

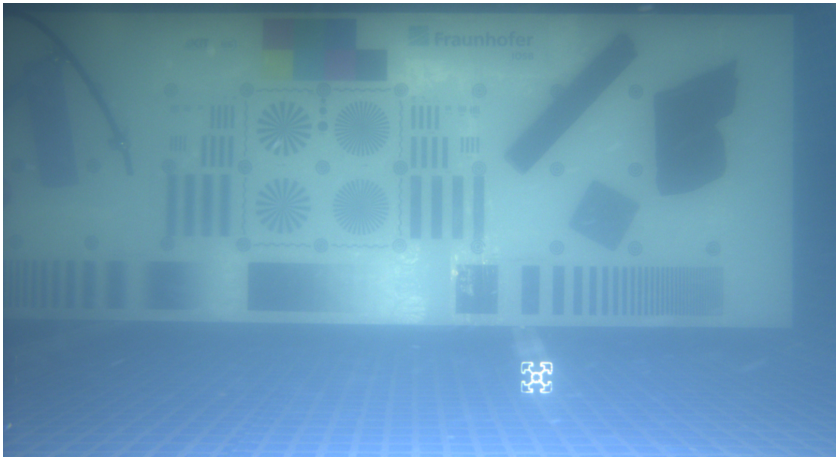


Abbildung 7.21: Das Bild **g** zeigt die Testtafel in einer Entfernung von 1,5 m aus der Perspektive der rechten Kamera. Die Entfernung der Testtafel entspricht dabei einer optischen Dicke von etwa 0,56 bei einer Wellenlänge von 532 nm. Es ist zu erkennen, dass das Bild einen starken Blaustich besitzt, wodurch die Farben stark verfälscht wurden. Außerdem entsteht durch die Rückstreuung eine Aufhellung, die als milchiger Bildeindruck in Erscheinung tritt.

Im ersten Fall werden die Ergebnisse der einzelnen Schritte des Restaurationsverfahrens anhand eines Bildkanals erläutert. Im zweiten Fall wird das Restaurationsergebnis der blinden Bildrestauration des Farbbildes dargestellt. Im Anschluss werden Ergebnisse der Restauration unter Variation der Regularisierungsparameter diskutiert.

7.5 Restauration eines Farbkanals

Im diesem Abschnitt wird eine Bildrestauration beispielhaft am Grünkanal (Abbildung 7.22) des Bildes durchgeführt. Der Grund hierfür ist, dass die Eigenschaften des Wassers mit den in Abschnitt 7.2 beschriebenen Verfahren für eine Wellenlänge von 532 nm geschätzt wurden. Unter der Annahme, dass sich die optischen Eigenschaften des Wassers nur wenig mit der Wellenlänge ändern sind die Eigenschaften des Wassers für den Grünkanal am genauesten bekannt. Um zu zeigen, dass das Modell der Unterwasserbildentstehung für die Bildrestauration geeignet ist, wird die Bildrestauration ohne die simultane Schätzung des Faltungskerns \mathbf{h} durchgeführt. Das heißt die Bildrestauration geschieht mittels des berechneten Faltungskerns $\tilde{\mathbf{h}}$ des Modells.

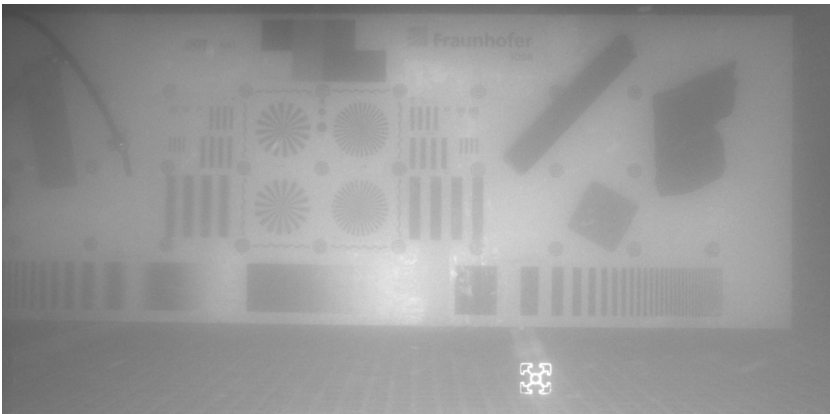


Abbildung 7.22: Darstellung der für die Bildrestauration herangezogenen Bilddaten \mathbf{g} . Verwendet wird der Grünkanal der Abbildung 7.21.

Anders als bei Standardverfahren der Bildrestauration werden hier nicht direkt die Bilddaten \mathbf{g} restauriert, sondern die vorverarbeiteten Differenzbilder $\mathbf{q} = \mathbf{g} - \mathbf{b}$. Hierzu muss zunächst die Rückstreukomponente \mathbf{b} , welche im Abschnitt 4.5.3 beschrieben wurde, mit den ermittelten Szeneneigenschaften berechnet werden. Die Berechnete Rückstreukomponente ist in Abbildung 7.23 zu sehen. Es ist zu erkennen, dass Werte der Rückstreukomponente in der Nähe der Lichtquelle deutlich ausgeprägter sind.



Abbildung 7.23: Darstellung der berechneten RückstreuKomponente \mathbf{b} . Bei genauer Betrachtung sind die Kanten der Testtafel zu erkennen.

Betrachtet man die Differenz von $\mathbf{g} - \mathbf{b}$ (Abbildung 7.24) von Bilddaten und RückstreuKomponente, so erkennt man, dass die Aufhellung deutlich reduziert wird. Der milchige Eindruck, der in den Bilddaten (Abbildung 7.22) vorhanden ist, wird eliminiert und dadurch der Kontrast deutlich erhöht. Die Strukturen der Testtafel sind im Differenzbild deutlicher zu erkennen. Visuell auffälliger wird dadurch jedoch auch das Bildrauschen.

Das Ergebnis der Bildrestauration $\mathfrak{R}_\lambda\{\mathbf{g} - \mathbf{b}\}$ ist in der Abbildung 7.25 zu sehen. Zu erkennen ist dabei, dass das Bild schärfer erscheint, was vor allen Dingen an den Kanten der Streifenmuster deutlich wird. Wird die Streifen-dichte jedoch zu hoch, ‚verschmiert‘ der Bildinhalt durch die Regularisierung. Als Regularisierungsparameter stellten sich die Werte $\lambda = 5 \cdot 10^3$ und $\lambda_s = 10$ als sehr gut heraus. Für die Regularisierung ohne ‚blinden‘ Algorithmus ist nur der Quotient $\lambda_s/\lambda = 2 \cdot 10^{-3}$ ausschlaggebend.

Zum Vergleich sind in Abbildung 7.26 Detailaufnahmen der verschiedenen Schritte dargestellt.

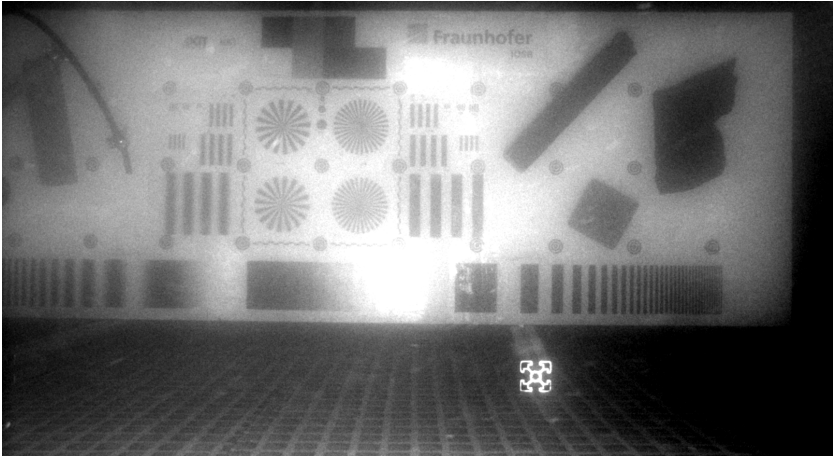


Abbildung 7.24: Darstellung des auf den darstellbaren Intensitätsbereich normalisierten Differenzbildes $q = g - b$.

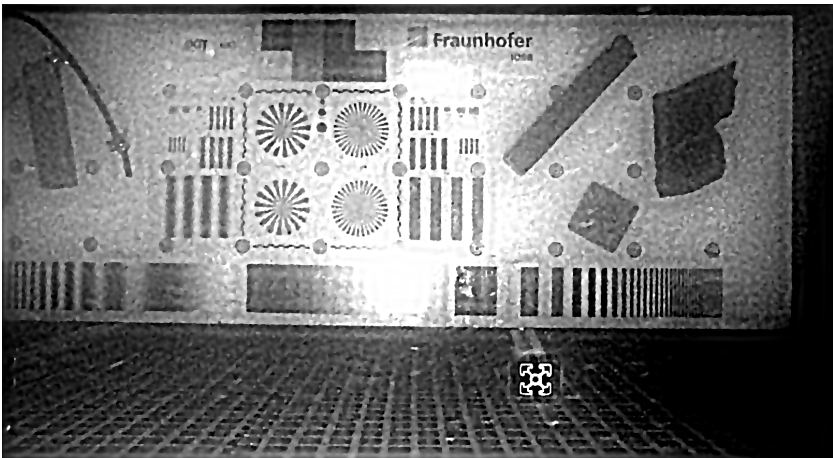


Abbildung 7.25: Darstellung des restaurierten Bildsignals $\mathfrak{R}_\lambda\{g - b\}$. Die Kanten des restaurierten Bildes sind deutlich schärfer. Durch die Regularisierung verschwinden jedoch zu kleine Strukturen.

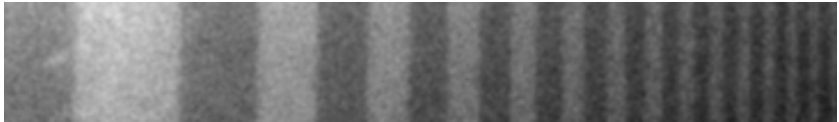
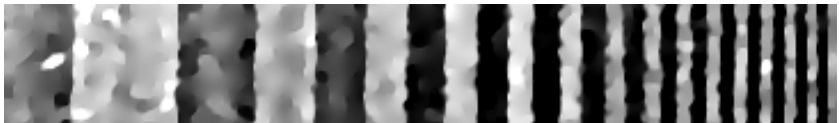
(a) Ausschnitt aus g (b) Ausschnitt aus $q = g - b$ (c) Ausschnitt aus $\mathfrak{R}_\lambda\{g - b\}$

Abbildung 7.26: Ausschnitte aus einem Modulationsmuster für die jeweiligen Restaurationsschritte. Das Muster ist in den Originaldaten kaum zu erkennen, da die Bilddegradationen den Kontrast verringern. Im normalisierten Differenzbild q ist der Kontrast deutlich erhöht, jedoch auch das Bildrauschen. Im Restaurationsergebnis ist das Muster am schärfsten abgebildet, jedoch erkennt man auch Regularisierungsartefakte, wie sie typisch für TV-ähnliche Regularisierungen sind.

Restauration bei teilweise unbekanntem Wassereigenschaften

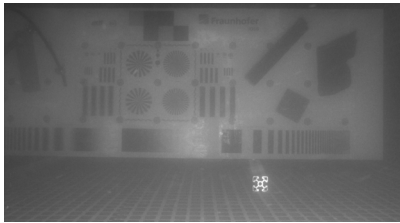
7.6

Da die Eigenschaften des Wassers für andere Wellenlängen nicht, oder nur ungefähr bekannt sind, wird für die Restauration des Blau- bzw. des Rotkanals die Bildrestauration mittels blinder Bildrestauration mit a-priori Wissen des Modells durchgeführt. Das a-priori Modell besteht dabei aus der für die Wellenlänge 532 nm ermittelten Streufunktion (VSF) und separat ermittelten Dämpfungskonstanten c_r, c_b . Für Bilder, welche in natürlichen Gewässern aufgenommen werden, können als a-priori Eigenschaften Werte der Petzold-Messreihen [Pet72] angenommen werden. Wie im vorhergehenden Abschnitt

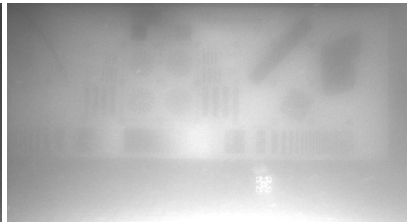
werden hier die einzelnen Berechnungen in der gleichen Reihenfolge durchgeführt und für jeden Farbkanal $\Re_{\lambda}\{\mathbf{g} - \mathbf{b}\}$ berechnet.

Es wird zunächst die Rückstreukomponente \mathbf{b} für den Blau- und den Rotkanal berechnet und die Differenzbilder für beide Farbkanäle gebildet. In Abbildung 7.27 sind die Grauwertbilder des Originalbildes, der Rückstreukomponenten und der Differenzbilder für die beiden Kanäle zu sehen. Auffällig ist, dass die Rückstreukomponente \mathbf{b} des Blaukanals deutlich größere Werte besitzt ist, als die des Rotkanals. Das liegt daran an den unterschiedlichen Streukoeffizienten für die verschiedenen Wellenlängenbereiche. Es ist zu erkennen, dass schon durch die Eliminierung der Rückstreukomponente die Qualität des Bildinhaltes deutlich verbessert wird, indem der Kontrast erhöht wird. Setzt man allerdings die drei Kanäle zu einem Farbbild zusammen stellt man fest, dass das Ergebnis einen sehr starken Farbstich besitzt. Dies liegt daran, dass das Wasser die Lichtstrahlen auf dem Pfad von der Lichtquelle auf die Testtafel und zur Kamera dämpft und diese Dämpfung wellenlängenabhängig ist. Die Abbildung 7.28 zeigt dieses Farbbild. Die Farbverschiebungen werden durch die direkte Komponente und die Vorwärtsstreukomponente modelliert, wodurch sich diese im Faltungskern \mathbf{h} widerspiegeln. Anders als bei vielen Bildrestaurationsmodellen ist der Faltungskern nicht normiert, das heißt, dass sich die Absolutwerte der einzelnen Einträge $\|\mathbf{h}\|_1 \neq 1$ nicht zu eins aufsummieren. Diese Nicht-Normiertheit spiegelt die Dämpfung der einzelnen Farbkanäle wider, wodurch die Restauration in der Lage ist, die Farbverschiebung zu korrigieren.

Das Farbbild des Ergebnisses der Bildrestauration (Abbildung 7.29) zeigt, dass die Farbverschiebungen zum größten Teil eliminiert worden sind. Es ist zu erkennen, dass die Kanten des Restaurationsergebnisses schärfer geworden sind, sehr feine Strukturen ‚verwischen‘ durch die TV-ähnliche Regularisierung. Die Restaurationen wurden mit den Regularisierungsparametern $\lambda = 5 \cdot 10^3$, $\lambda_h = 1$ und $\lambda_s = 10$ für den Rot- und den Blaukanal durchgeführt, wobei es bei der Restauration nur auf die Verhältnisse $\lambda : \lambda_h : \lambda_s$ der Parameter ankommt. Der Regularisierungsparameter λ_h des blinden Teils der Restauration wurde dabei im Vergleich zu den anderen Parametern deutlich kleiner gewählt. Dadurch wird nur eine geringe Abweichung zwischen dem geschätzten Modell \mathbf{h} und dem berechneten Modell $\tilde{\mathbf{h}}$ erlaubt.



(a) Rotkanal aus g



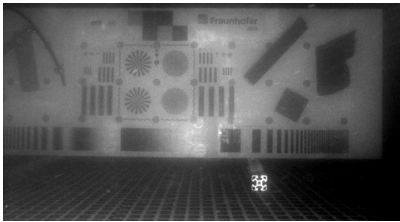
(b) Blaukanal aus g



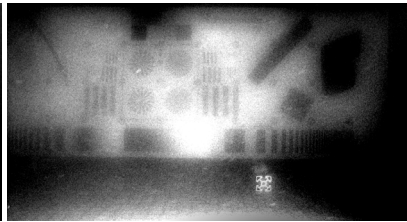
(c) Rückstreuung b des Rotkanals



(d) Rückstreuung b des Blaukanals



(e) Rotkanal aus q



(f) Blaukanal aus q

Abbildung 7.27: Darstellung des Rot- bzw. Blaukanals des Originalbildes (Abbildung 7.27a bzw. Abbildung 7.27b), der Rückstreuikomponente (Abbildung 7.27c bzw. Abbildung 7.27d) und des Differenzbildes (Abbildung 7.27e bzw. Abbildung 7.27f).

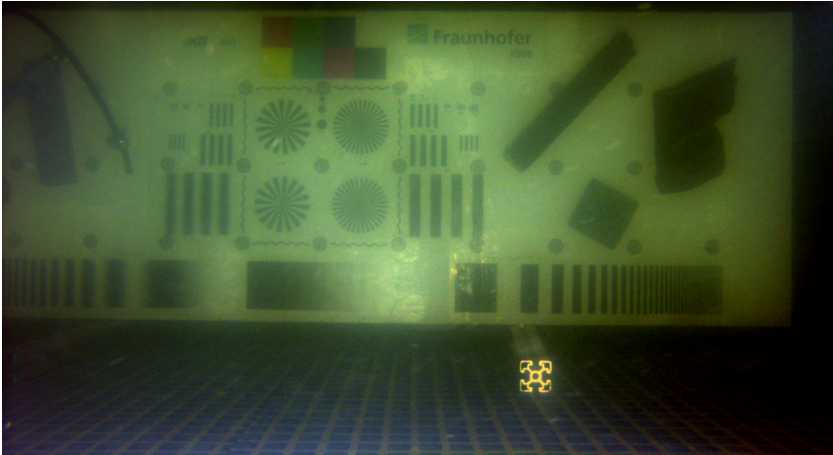


Abbildung 7.28: Darstellung des Differenzbildes q als Farbbild. Auffällig ist die starke Farbverschiebung.

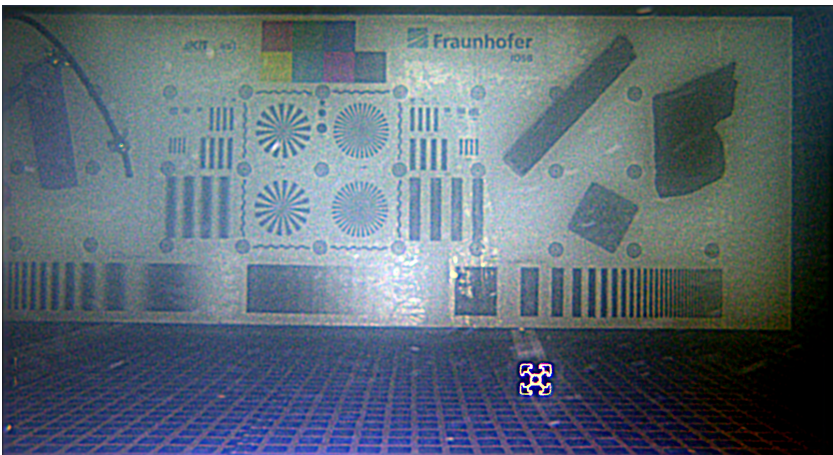


Abbildung 7.29: Darstellung des Ergebnisses der Bildrestauration als Farbbild.

Parametervariation der Regularisierung

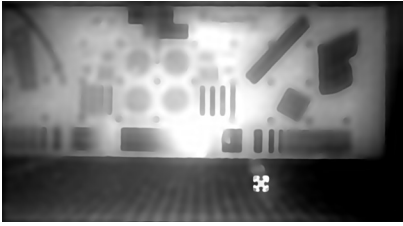
7.7

Die Wahl der optimalen Regularisierungsparameter bildet eine Schwierigkeit der Bildrestauration. Die – bezüglich des quadratischen Fehlers – optimalen Parameter

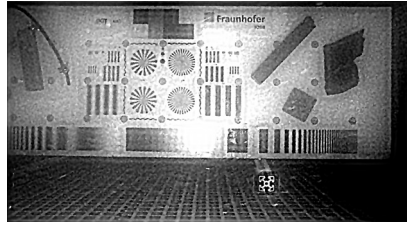
$$\hat{\lambda} = \operatorname{argmin}_{\lambda} \left\{ \|\mathfrak{R}_{\lambda} \{ \mathbf{g} - \mathbf{b} \} - \mathbf{s} \|^2 \right\} \quad (7.2)$$

lassen sich aufgrund des fehlenden Originalsignals \mathbf{s} nicht ermitteln. Im Allgemeinen hängt die optimale Wahl der Regularisierungsparameter vom Rauschen, aber auch von den Bilddaten \mathbf{g} selbst ab [Rie13]. Andere Kriterien, wie z. B. das L-Kurvenkriterium (siehe Abschnitt 7.7), zur Bestimmung der Regularisierungsparameter sind sehr rechenaufwendig und eignen sich in der Praxis kaum für die Bildrestauration [Gun12]. Wie sich die Wahl der Regularisierungsparameter auf das Ergebnis der Bildrestauration auswirkt, soll in der Abbildung 7.30 dargestellt werden. In der Mitte ist eine gute Restauration dargestellt. Ausgehend davon wird ein zu großer bzw. zu kleiner Regularisierungsparameter λ_s gewählt.

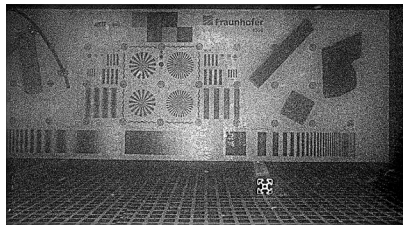
Die konkrete Wahl der Regularisierungsparameter hängt letzten Endes auch von der Anwendung ab. Sollen nur grobe Strukturen erkannt werden, jedoch mit genauer Kantenbegrenzung, so müssen die Parameter anders gewählt werden als in Anwendungen, bei denen Bildrauschen keine so große Rolle spielt, kleine Strukturen aber noch einigermaßen erkennbar sein sollten.



(a) Restauration mit zu großem Regularisierungsparameter λ_s .



(b) Restauration mit optimalem Regularisierungsparameter λ_s .



(c) Restauration mit zu kleinem Regularisierungsparameter λ_s .

Abbildung 7.30: Darstellung des Einflusses der Regularisierung. Wird der Regularisierungsparameter zu groß gewählt, so steigt der Approximationsfehler an und das Bild wird zu unscharf. Wird die Regularisierung zu klein gewählt, so steigt der Datenfehler und es entstehen Restaurationsartefakte.

7.8

Vergleich mit anderen Bildrestaurationsalgorithmen

Im Rahmen dieser Arbeit wurde das entwickelte Filter mit Ergebnissen anderer Restaurationsfilter verglichen. Im Folgenden werden einige Restaurationsergebnisse mit dem Ergebnis des letzten Abschnitts dargestellt, um einen visuellen Vergleich zu ermöglichen. Dabei wurden alle folgenden Restaurationsfilter auf das Differenzbild $\mathbf{q} = \mathbf{g} - \mathbf{b}$ angewendet, um die Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Die Wahl der Regularisierungsparameter λ der

einzelnen Regularisierungen wurde mittels des L-Kurven-Kriteriums [Han92] optimiert.

Das L-Kurven-Kriterium ist eine Methode zur heuristischen Bestimmung des Regularisierungsparameters λ . Sie ist eine sog. ε -freie Parameterstrategie [Rie13], das heißt, die Methode verlangt kein explizites Wissen über das Rauschen ε . Um die Güte einer regularisierten Lösung

$$\widehat{\mathbf{s}}_\lambda := \mathfrak{R}_\lambda\{\mathbf{q}\} \quad (7.3)$$

zu beurteilen, wird in dieser Arbeit die TV-Norm $\|\nabla\widehat{\mathbf{s}}_\lambda\|_1$ aus Gleichung (6.51) gegen die Residuenorm $\|\tilde{\mathbf{h}} * \widehat{\mathbf{s}}_\lambda - \mathbf{q}\|_2$ in einem Schaubild aufgetragen¹. Bei Variation des Regularisierungsparameters λ ergibt sich eine Kurve, die typischerweise wie ein ‚L‘ aussieht. Der Punkt mit der größten Krümmung ist die heuristische Annäherung für den optimalen Regularisierungsparameter λ_{opt} [Han92]. In Abbildung 7.31 ist die L-Kurve für das TV-Restaurationsfilter aufgetragen².

7.8.1 – Klassische Tikhonov-Philipp-Regularisierung und TSVD

In Abschnitt 6.2.1 wurden Regularisierungen vorgestellt, die sich mittels der SVD herleiten und beschreiben ließen. In Abbildung 7.34 bzw. Abbildung 7.35 werden die Ergebnisse der TSVD bzw. der klassischen Tikhonov-Philipp-Regularisierung abgebildet. Im Vergleich dazu sind in Abbildung 7.32 bzw. Abbildung 7.33 das Differenzbild \mathbf{q} bzw. das Resultat des entwickelten Restaurationsverfahrens zu sehen.

Deutlich zu erkennen ist, dass vor allem die TSVD-Regularisierung Probleme mit dem Rauschen hat. Dieses wird deutlich verstärkt, so dass der Bildinhalt nach der Restauration weniger deutlich zu erkennen ist, als vor der Restauration. Außerdem entstehen leichte sog. Ringing-Effekte an den Bildrändern und an starken Bildkanten. Schon deutlich besser schlägt sich das klassische

¹ Für das L-Kurven-Kriterium kann jede (Halb-)Norm $\|\mathbf{B}\widehat{\mathbf{s}}_\lambda\|$ verwendet werden.

² Die L-Kurve ist kein Funktionsschaubild, sondern das Schaubild eines Pfades in $\mathbb{R}^+ \times \mathbb{R}^+$, der durch λ parametrisiert ist.

Tikhonov-Philipps-Verfahren, jedoch werden die Bildkanten im Vergleich zum Differenzbild \mathbf{q} kaum verbessert.

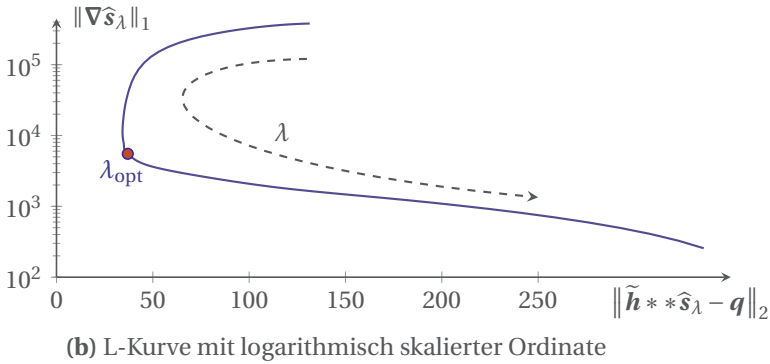
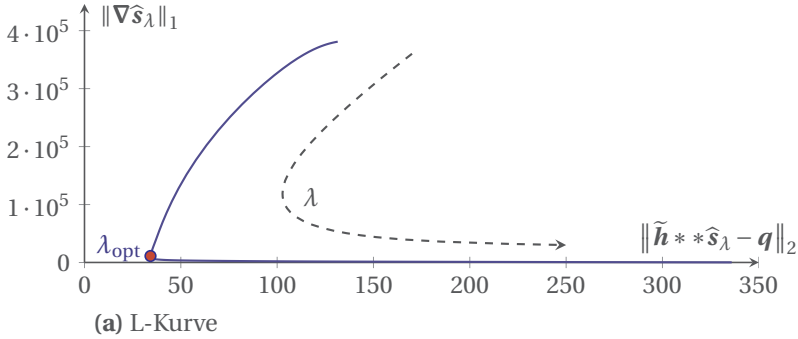


Abbildung 7.31: Darstellung der L-Kurve und der mittels des L-Kurvenkriteriums ermittelten optimalen Regularisierungsparameter λ_{opt} . Diese L-Kurve stammt aus der TV-Regularisierung $\hat{s}_\lambda := \mathfrak{R}_\lambda^{\text{TV}}\{\mathbf{q}\}$.

7.8.2 – Steepest-Descent, Levenberg-Marquardt und Landweber

Die nächsten untersuchten Regularisierungsverfahren basieren auf einfachen Gradientenabstiegen, wie sie in Abschnitt 6.2.4 beschrieben wurden. In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse dreier Verfahren, die auf Gradientenabstiegen basieren, visuell verglichen: Die Steepest-Descent-Methode (Abbildung 7.36), die Landweber-Iteration (Abbildung 7.37) und das Levenberg-Marquardt-Verfahren (Abbildung 7.38).

Das Ergebnis des Steepest-Descent-Ansatzes zeigt zwar deutlich schärfere Kanten, jedoch führt das Rauschen zu einer sehr starken Körnung im Bild. Es ergeben sich dadurch kaum Verbesserungen zum Ausgangsbild q . Der Gradientenabstieg mittels der Landweber-Methode führt zu einem zwar sehr rauscharmen, aber dafür sehr unscharfen Bild. Das Levenberg-Marquardt-Verfahren erzeugt, wie der Steepest-Descent-Ansatz, scharfe Bildkanten, jedoch auch eine starke Bildkörnung.

7.8.3 – Total-Variation

In diesem Abschnitt wird das in dieser Arbeit hergeleitete Filter mit der TV-Bildrestaurations verglichen. Aufgrund der strukturellen Ähnlichkeit beider Ansätze sind auch ähnliche Ergebnisse zu erwarten. Tatsächlich erkennt man im Vergleich (Abbildung 7.39) ähnliche Regularisierungseffekte. Wählt man den in dieser Arbeit benutzten Regularisierungsparameter λ_h groß genug und setzt $p = 1$, so erhält man ebenfalls einen Total-Variation Ansatz. Im Restaurationsergebnis unterscheiden sich beide Restaurationsfilter kaum, wenn die Regularisierungsparameter, so wie beschrieben, gewählt werden. Allerdings besitzt das TV-Restaurationsfilter keine Möglichkeit mit ungenauem Modellwissen umzugehen.

7.8.4 – Weiteres Beispiel

Die Bildrestaurations wurde für weitere Bilddaten der Versuchsreihe durchgeführt. Dabei konnte die Bildqualität für jede Restaurations gesteigert werden.

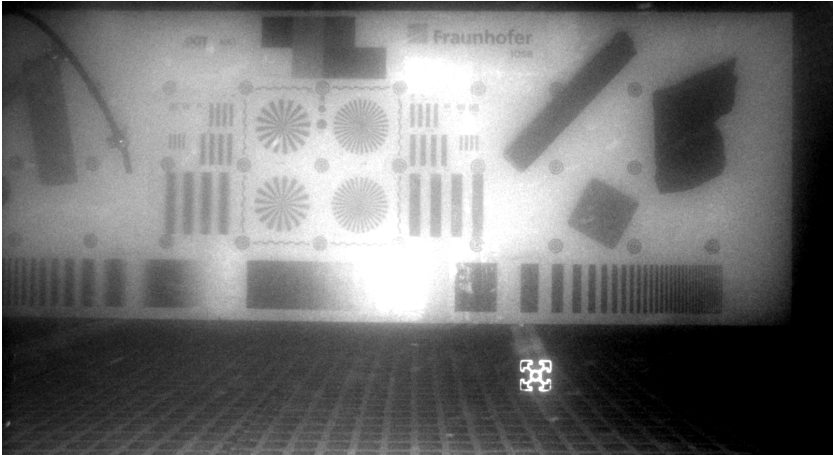


Abbildung 7.32: Differenzbild q

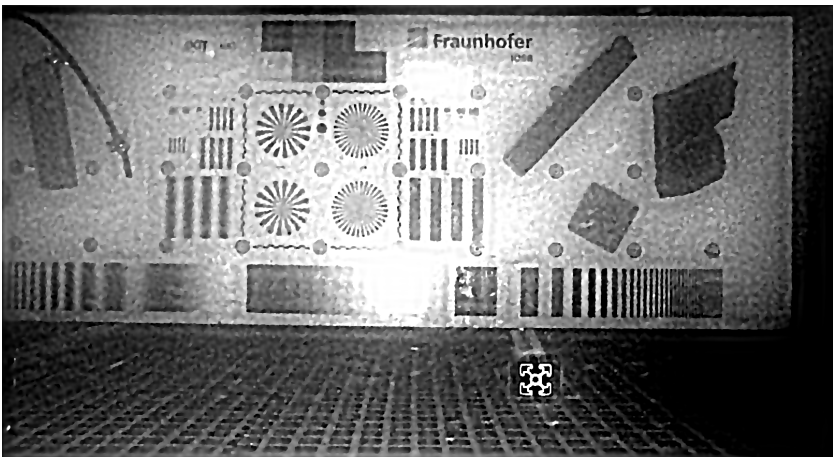


Abbildung 7.33: Restauration dieser Arbeit $\mathcal{R}_\lambda\{q\}$

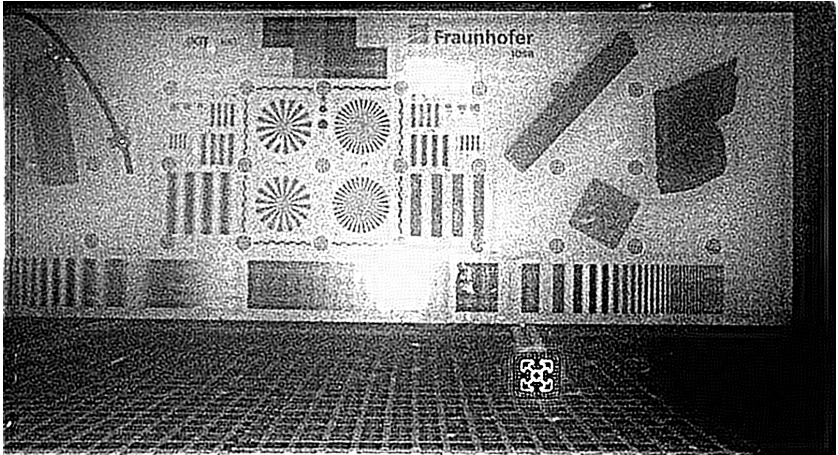


Abbildung 7.34: TSVD-Regularisierung

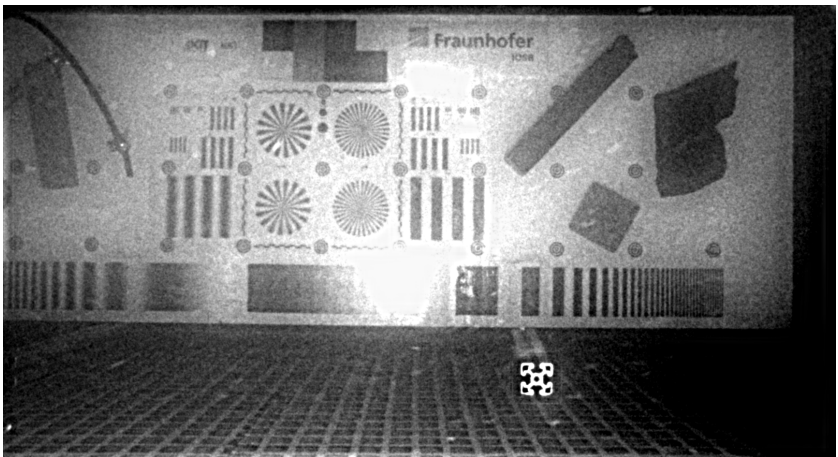


Abbildung 7.35: klassische Tikhonov-Phillips-Regularisierung

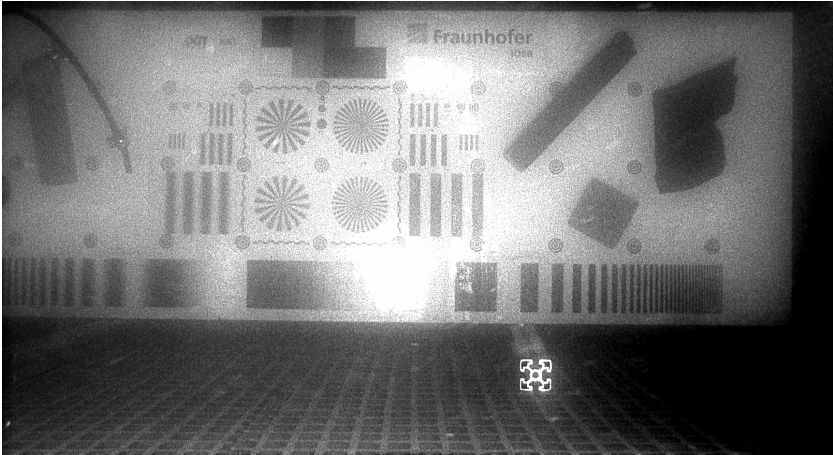


Abbildung 7.36: Steepest-Descent-Regularisierung

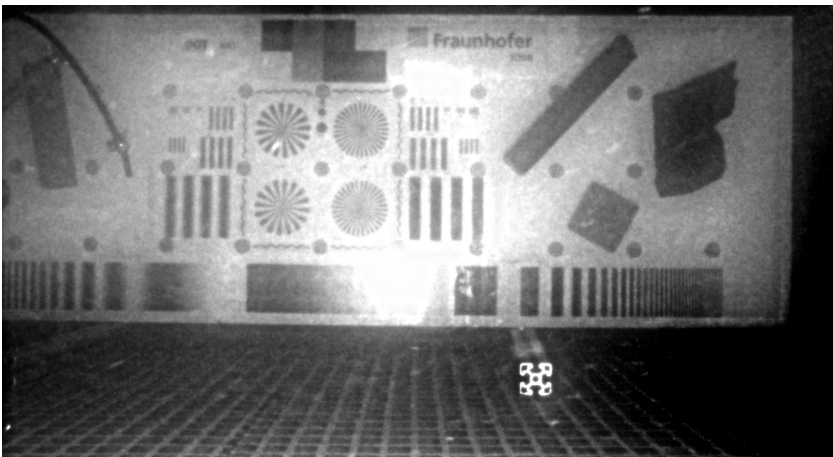


Abbildung 7.37: Landweber-Regularisierung

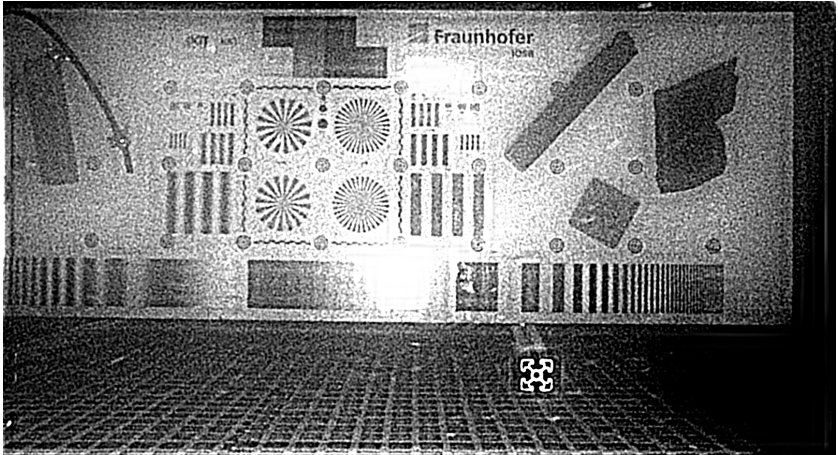


Abbildung 7.38: Levenberg-Marquardt-Regularisierung

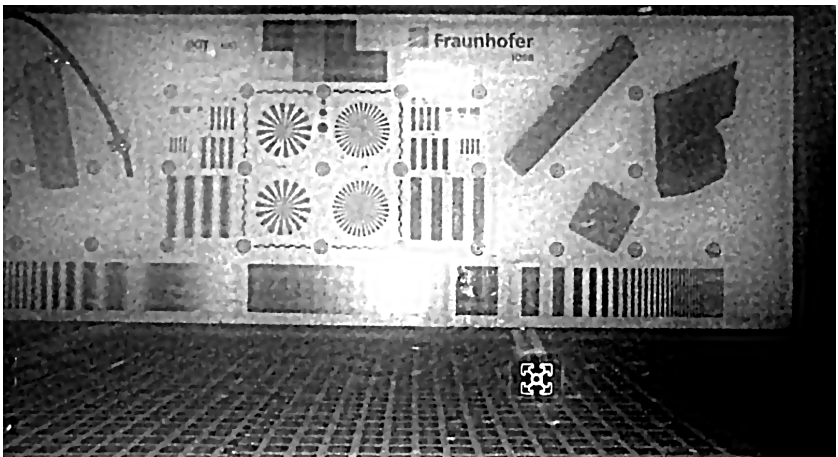
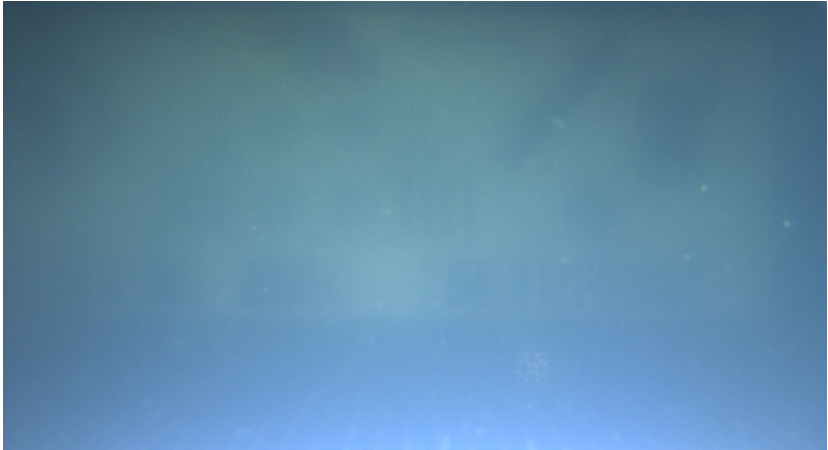
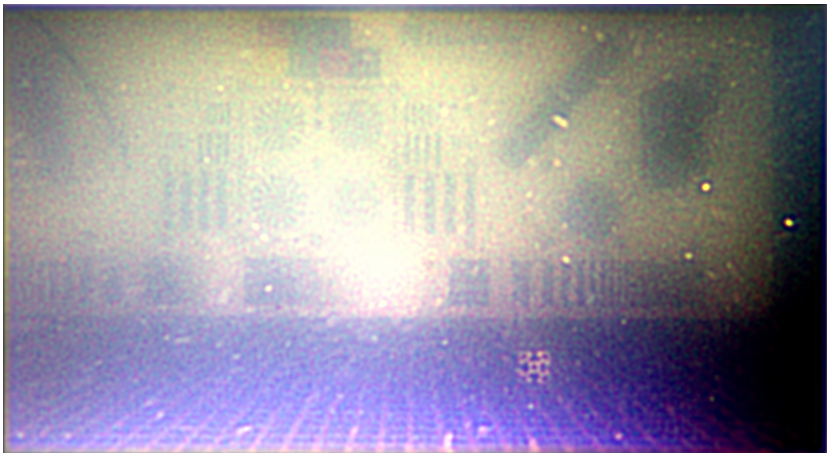


Abbildung 7.39: TV-Regularisierung

Selbst unter sehr starken Trübungsbedingungen ist die Restauration von Bildinhalten möglich. In Abbildung 7.40 ist ein Unterwasserbild, das in deutlich trüberem Wasser aufgenommen wurde mit dessen Restauration zu sehen. Trotz starker Trübung lassen sich die Elemente der Testtafel erkennen.



(a) Aufnahme unter sehr starken Trübungsbedingungen



(b) Ergebnis der Bildrestaurierung

Abbildung 7.40: Ergebnis einer weiteren Bildrestaurierung. Trotz sehr starker Trübung lassen sich nach der Restaurierung die Bildelemente der Testtafel erkennen.

7.9 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Experimente, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurden, beschrieben und die Ergebnisse besprochen. Eine ausgedehnte und sorgfältig geplante Versuchsreihe wurde mittels eines selbst entwickelten Unterwasserkamerasystems durchgeführt und ausgewertet. Die Ergebnisse der Versuchsreihe zeigen, dass die Abbildungseigenschaften (PSF) mittels des hergeleiteten Modells korrekt vorhergesagt werden konnten, was die Validität des Modells bestätigt.

Anschließend wurden Bilder der Versuchsreihe mittels des entwickelten Bildrestaurationsverfahren restauriert und die Restaurationsresultate ausgewertet. Es wurde gezeigt, dass sich die Bildqualität von Unterwasserbildern deutlich steigern lässt. Verglichen wurden die Restaurationsresultate mit Ergebnissen einiger literaturbekannter Bildrestaurationsverfahren.

Diese Auswertung vergleicht nicht nur die Ergebnisse verschiedener Restaurationsverfahren, es zeigt auch vielmehr die Möglichkeit, Standardverfahren für die Bildrestaurierung von Unterwasserbildern einzusetzen. Voraussetzung hierfür ist allerdings, dass die RückstreuKomponente \mathbf{b} berechnet und von den gewonnenen Bilddaten \mathbf{g} abgezogen wird. Die Auswertung hat auch gezeigt, dass jedes Restaurationsverfahren seine spezifischen Vor- und Nachteile hat, so dass die Wahl des passenden Restaurationsfilters und der passenden Regularisierungsparameter stark von der konkreten Anwendung abhängen.

Es wurde in diesem Abschnitt gezeigt, dass die in dieser Arbeit entwickelte Bildrestaurierung in der Lage ist Unterwasserbilder zu restaurieren, auch wenn nur ungenaues Modellwissen zur Verfügung steht.

8

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass die für Unterwasseraufnahmen typischen Bilddegradationen restauriert werden können und so Bilder ohne Farbverschiebungen, Aufhellungen und mit schärferem Bildeindruck entstehen, die für menschliche und automatisierte Bildauswertungen bestens geeignet sind.

Es wurde ein generisches Modell der Unterwasserbildentstehung hergeleitet und gezeigt, dass dieses Modell für die typische Anordnung der Unterwasserbildgewinnung in der Lage ist, die Bildentstehung zu beschreiben. Damit ist es möglich, für die meisten Unterwasseranwendungen eine verbesserte Bildgewinnung durch anschließende Bildrestauration zu erzielen. Es hat sich außerdem gezeigt, dass das hergeleitete Modell weitere verschiedene Einsatzzwecke hat. So ist es zum Beispiel möglich, grundsätzliche Abbildungseigenschaften wie PSF und MTF abzuleiten und Farbverschiebungen zu bestimmen. Mittels des Modells ist man ebenfalls in der Lage, Bilder synthetisch herzustellen und damit Systeme im Vorfeld so zu konfigurieren, dass die aufgabenbezogen optimale Beleuchtung und Aufnahme gefunden werden kann. Es wurden außerdem die Annahmen des Modells und der Gültigkeitsbereich diskutiert, so dass für die Anwendung klar ist, wann der Einsatz dieses Modells gerechtfertigt ist.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Bildrestaurationsansatz zur Restauration von Unterwasserbildern entwickelt. Damit ist es möglich, modellbasiert Bildinhalte so zu verbessern, dass die Ergebnisse reproduzierbar sind und für industrielle und technische Anwendungen unter Wasser genutzt werden können. Es ist gezeigt worden, dass trotz ungenauem Wissen über die Eigenschaften des Wassers eine Restauration durch eine Erweiterung der Restauration mittels blinder Bildrestaurierung möglich ist.

Damit ist eine Arbeit entstanden, die die Unterwasserbildverarbeitung verändern kann, da ein neues Themengebiet erschlossen wurde. Diese Arbeit könnte die Grundlage für viele weitere Verfahren sein.

8.1 **Ausblick**

Im Laufe der Arbeit haben sich verschiedene Herausforderungen und neue Problemstellungen herauskristallisiert, die weitere Arbeiten motivieren könnten, um die Unterwasserbildverarbeitung wissenschaftlich und technisch voran zu bringen. Im Folgenden sollen wichtige zukünftige Arbeiten beschrieben werden.

8.1.1 – Weiterführende Arbeiten

Bildrauschen

Ungeklärt blieb in dieser Arbeit eine exakte Modellierung des Rauschens. Zwar ist das Bildrauschen, das durch die eigentliche Bildaufnahme zustande kommt, sehr gut bekannt, modelliert und in einem Standard¹ festgehalten [Jäh13, Eur10]. Jedoch ist das durch ungelöste Schwebstoffe und variierende Wassereigenschaften zustandekommende Bildrauschen noch weitgehend unbekannt und daher noch nicht modelliert worden. Um weiterführende Unterwasserbildrestaurationsalgorithmen zu entwickeln und bestehende zu

1 EMVA 1288 [Eur10]

verbessern, wird es ausschlaggebend sein, die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen oder zumindest gewisse statistische Eigenschaften dieses Rauschens zu bestimmen.

Bestimmung der Wassereigenschaften

In der exakten Messung der Eigenschaften von streuenden Flüssigkeiten gibt es noch eine Reihe offener Themen für die Forschung und die Anwendung. Zum einen stellt eine exakte Vermessung der Phasenfunktion bzw. Volumenstreuungsfunktion eine große Herausforderung dar, da durch den großen Dynamikbereich, Brechungs- und Reflexionseffekte viele systematische Fehler bei der Messung auftreten. Dies wirft Forschungsfragen auf, als auch Fragen zur anwendungsbezogenen, technischen Umsetzung.

Auf der anderen Seite ist die gemessene Form der Streuung (VSF) davon abhängig, welches Volumen, in dem die Streuung auftritt, betrachtet wird. Die gemessene Phasenfunktion bzw. Volumenstreuungsfunktion ist damit stark vom betrachteten Messvolumen abhängig. Die mathematisch/physikalische Formulierung der Streufunktionen lässt aber eine Beschreibung dieser Abhängigkeit nicht zu¹.

Sichtweitenmodellierung

Im Abschnitt 5.5.1 wurde eine Sichtweitenmodellierung diskutiert, die auf der TRM aufbaut. Ist die Modellierung des Bildrauschens ausreichend geklärt, kann diese Formulierung ohne größere Anpassungen auf den Formalismus der TRM erweitert und damit eine praxisbezogene und anwendungsorientierte Modellierung der Sichtweite vollzogen werden.

Erweiterung des Modells

In Rahmen dieser Arbeit wurden ausschließlich Lochkammermodelle zur Modellierung der Bildentstehung herangezogen. Es steht die Frage im Raum, wie sich das Modell unter Verwendung eines Linsenmodells verändert, wie stark

¹ Gleiches tritt im Übrigen auch bei der Vermessung einer BRDF mittels eines Goniometers auf. Hier ändert sich die gemessene BRDF ebenfalls mit der Änderung der Größe des Messflecks.

die in Abschnitt 4.1.2 erwähnten Aberrationen [Tre12] auf das Bild wirken und ob diese Bilddegradationen ebenfalls mittels Bildrestauration behoben werden können.

Ein anderer Punkt der Modellierung betrifft die Mehrfachstreuung: Je größer die Entfernung zum abzubildenden Objekt wird, desto größer wird der Einfluss der Mehrfachstreuung auf die Bildgewinnung. Hier stellt sich die Frage, ob sich die dadurch entstehenden Degradationen restaurieren lassen, oder ob die Ungenauigkeiten in der Bestimmung der VSF und die fehlende exakte Rauschmodellierung überwiegen.

Bildrestauration

Innerhalb der Bildrestauration existieren einige weiterführende Fragestellungen. Komplexere Rauschmodellierungen der Unterwasserbildgewinnung werden eine angepasstere Bildrestauration ermöglichen und damit verbesserte Restaurationsresultate erzielen. Durch die separate Restauration jedes Farbkanals entstehen Farbartefakte an Objektkanten oder an Stellen erhöhten Bildrauschens. Die simultane Regularisierung von Farbbildern zur Verminderung solcher Farbfehler ist eine weiterführende Aufgabe der Bildrestauration.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde gezeigt, dass gerade für Anwendungen, bei denen Objekte den gleichen Abstand besitzen, d. H. die Szene im Wesentlichen eine Abstandsebene besitzt, das Modell in ein LSI-System überführt werden kann und damit zugänglich für Standardbildrestaurationsverfahren ist. Durch die Struktur des Modells sollte es allerdings auch möglich sein, trotz fehlender Verschiebungsinvarianz Restaurationsalgorithmen zu entwickeln. Im folgenden Abschnitt werden erste Skizzen und Überlegungen hierzu präsentiert.

8.1.2 – Ansatz zur erweiterten Bildrestauration

Im Abschnitt 5.4 wurde das affine Bildentstehungsmodell

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{b} = \mathbf{H}^d \mathbf{s} + \mathbf{H}^f \mathbf{s} + \mathbf{b} \tag{8.1}$$

vorgestellt. Die Matrix \mathbf{H}^d stellt zwar keinen verschiebungsinvarianten Operator dar, allerdings ist sie eine Diagonalmatrix, wodurch das Matrixprodukt $\mathbf{H}\mathbf{s}$ sehr schnell und effizient berechnet werden kann. Bei der Matrix \mathbf{H}^f sieht es etwas anders aus. Diese ist keine Diagonalmatrix und beschreibt auch keinen verschiebungsinvarianten Operator. Jedoch wurde in dieser Arbeit auf eine besondere Eigenschaft hingewiesen. Die Vorwärtsverteilungsfunktion $\gamma^f(\mathbf{u}, \mathbf{u}')$, welche die Einträge der Matrix \mathbf{H}^f bildet, bleibt über die Entfernung erhalten, nur deren absolute Werte ändern sich (wie in Abschnitt 5.3). Dadurch kann diese Matrix auch durch ein Matrixprodukt

$$\mathbf{H}^f \approx \mathbf{W}\underline{\mathbf{H}}^f \quad (8.2)$$

ausgedrückt werden, wobei \mathbf{W} eine Diagonalmatrix mit den Einträgen der in Abschnitt 5.3 beschriebenen Funktion $w(\cdot)$ ist. Die Matrix $\underline{\mathbf{H}}^f$ beinhaltet die Form der Vorwärtsverteilungsfunktion und stellt einen verschiebungsinvarianten Operator dar und kann damit auch als Faltungskern $\underline{\mathbf{h}}^f$ beschrieben werden. Die Berechnung von $\underline{\mathbf{H}}^f \mathbf{s}$ kann damit sehr effizient mittels einer Faltung $\underline{\mathbf{h}}^f * * \mathbf{s}$ oder einer Multiplikation im Fourierraum berechnet werden. Diese Struktur macht es möglich, das Modell effizient zu berechnen:

$$\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{H}^d \mathbf{s} + \mathbf{W} \left(\underline{\mathbf{h}}^f * * \mathbf{s} \right) + \mathbf{b}. \quad (8.3)$$

Dadurch wird es möglich, iterative Optimierungsverfahren für die Bildrestauration einzusetzen. Das für dieses Vorgehen hergeleitete Landweber-Verfahren besitzt damit die Kostenfunktion:

$$C(\mathbf{s}) = \left\| \mathbf{g} - \mathbf{b} - \mathbf{H}^d \mathbf{s} - \mathbf{W}\underline{\mathbf{H}}^f \mathbf{s} \right\|^2 = \left\| \mathbf{q} - \mathbf{H}^d \mathbf{s} - \mathbf{W}\underline{\mathbf{H}}^f \mathbf{s} \right\|^2. \quad (8.4)$$

Mit (6.36) und (6.37) lässt sich damit das Landweber-Verfahren aufstellen:

$$\begin{aligned} \mathbf{s}^{(i+1)} &= \mathbf{s}^{(i)} - \alpha \left. \frac{\partial C(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s}=\mathbf{s}^{(i)}} \\ &= \mathbf{s}^{(i)} + \alpha \mathbf{H}^T \left(\mathbf{q} - \mathbf{H} \mathbf{s}^{(i)} \right) \\ &= \mathbf{s}^{(i)} + \alpha \mathbf{H}^{dT} \left(\mathbf{q} - \mathbf{H}^d \mathbf{s}^{(i)} - \mathbf{W} \left(\underline{\mathbf{h}}^f * * \mathbf{s}^{(i)} \right) \right) + \\ &\quad \alpha \left(\underline{\mathbf{h}}^{f*} * * \mathbf{W}^T \left(\mathbf{q} - \mathbf{H}^d \mathbf{s}^{(i)} - \mathbf{W} \left(\underline{\mathbf{h}}^f * * \mathbf{s}^{(i)} \right) \right) \right). \end{aligned} \quad (8.5)$$

In Zukunft können sich andere robustere Restaurationsverfahren auf dieser Basis ableiten lassen.

Literaturverzeichnis

- [AB05] ARNOLD-BOS, A.; MALKASSE, J. und KERVERN, G.: A preprocessing framework for automatic underwater images denoising (2005), in: *European Conference on Propagation and Systems*, Brest, France
- [Ami10] AMIZIC, B.; BABACAN, S. D.; MICHAEL, K. N.; MOLINA, R. und KATSAGGELOS, A. K.: Fast total variation image restoration with parameter estimation using Bayesian inference (2010), in: *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, S. 770–773
- [Arn72] ARNUSH, D: Underwater light-beam propagation in the small-angle-scattering approximation. *JOSA* (1972), Bd. 62(9): S. 1109–1111
- [Ash04] ASHIKHMIN, M.; PREMOZE, S.; RAMAMOORTHY, R. und NAYAR, S. K.: Blurring of light due to multiple scattering by participating medium: a path integral approach, Techn. Ber., Columbia University (2004)
- [Aus76] AUSTIN, R. W. und HALIKAS, G.: The index of refraction of seawater, Techn. Ber., Scripps Institution of Oceanography La Jolla Ca Visibility Lab (1976)
- [Bär10] BÄR, Christian: *Elementare Differentialgeometrie*, Walter de Gruyter (2010)

- [Baz06] BAZEILLE, S.; QUIDU, I.; JAULIN, L. und MALKASSE, J.: Automatic underwater image pre-processing (2006), in: *CMM'06*, Brest, France
- [Bee09] BEEBE, Sam: Farmed salmon pens 3 (2009), URL <https://www.flickr.com/photos/sbeebe/3390975266/>, accessed: 2016-02-17
- [Bey12] BEYERER, J.; PUENTE LEÓN, F. und FRESE, C.: *Automatische Sichtprüfung: Grundlagen, Methoden und Praxis der Bildgewinnung und Bildauswertung*, Springer (2012)
- [Bey15] BEYERER, J.; PUENTE LEÓN, F. und FRESE, C.: *Machine Vision: Automated Visual Inspection: Theory, Practice and Applications*, Springer (2015)
- [Bre11] BREDIES, K. und LORENZ, D.: *Mathematische Bildverarbeitung. Vieweg+Teubner* (2011), Bd. 4(6): S. 12
- [Bru14] BRUDER, B.: *Methoden zur Regularisierung der Bildrestauration von Unterwasserbildern* (2014)
- [Cad00] CADIEUX, S.; MICHAUD, F. und LALONDE, E.: Intelligent system for automated fish sorting and counting (2000), in: *International Conference Intelligent Robots and Systems*, Bd. 2, IEEE, S. 1279–1284
- [Cam07] CAMPISI, P. und EGIAZARIAN, K.: *Blind image deconvolution: theory and applications*, CRC press (2007)
- [Çel12] ÇELEBI, A. T. und ERTÜRK, S.: Visual enhancement of underwater images using empirical mode decomposition. *Expert Systems with Applications* (2012), Bd. 39(1): S. 800–805
- [Cha60] CHANDRASEKHAR, S.: *Radiative Transfer*, Dover Publications (1960)
- [Cha03] CHAMBAH, M.; SEMANI, D.; RENOUF, A.; COURTELLEMONT, P. und RIZZI, A.: Underwater color constancy: enhancement of automatic live fish recognition (2003), in: *Electronic Imaging 2004*, International Society for Optics and Photonics, S. 157–168
- [Cha10] CHAO, L. und WANG, M.: Removal of water scattering (2010), in: *2nd International Conference on Computer Engineering and Technology (ICCET)*, Bd. 2, IEEE, S. V2–35

- [Chi11] CHIANG, J. Y.; CHEN, Y. und CHEN, Y.: Underwater image enhancement: using wavelength compensation and image dehazing (WCID) (2011), in: *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Springer, S. 372–383
- [Chi12] CHIANG, J. Y. und CHEN, Y.: Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing. *Transactions on Image Processing* (2012), Bd. 21(4): S. 1756–1769
- [Chu14] CHUANG, M.; HWANG, J. und WILLIAMS, K.: Supervised and Unsupervised Feature Extraction Methods for Underwater Fish Species Recognition (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 33–40
- [Cor14] CORGNATI, L.; MAZZEI, L.; MARINI, S.; ALIANI, S.; CONVERSI, A.; GRIFFA, A.; ISOPPO, B. und OTTAVIANI, E.: Automated Gelatinous Zooplankton Acquisition and Recognition (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 1–8
- [Dav79] DAVIS, P. J.: Circulant matrices. A Wiley-Interscience Publication. *Pure and Applied Mathematics. John Wiley & Sons, New York-Chichester-Brisbane* (1979)
- [Dra58] DRAZIN, MP: Pseudo-inverses in associative rings and semigroups. *The American Mathematical Monthly* (1958), Bd. 65(7): S. 506–514
- [Eng10a] ENGELHARDT, T. und DACHSBACHER, C.: Epipolar Sampling for Shadows and Crepuscular Rays in Participating Media with Single Scattering (2010), in: *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games, I3D '10*, ACM, New York, NY, USA, S. 119–125
- [Eng10b] ENGELHARDT, T.; NOVAK, J. und DACHSBACHER, C.: Instant multiple scattering for interactive rendering of heterogeneous participating media. *Karlsruhe Institute of Technology, Tech. Rep* (2010)
- [Eur10] EUROPEAN MACHINE VISION ASSOCIATION AND OTHERS: Standard for characterization of image sensors and cameras. *EMVA Standard 1288* (2010)

- [Fan10] FAN, E; YANG, K.; FU, B.; XIA, M. und ZHANG, W.: Application of blind deconvolution approach with image quality metric in underwater image restoration (2010), in: *International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP)*, IEEE, S. 236–239
- [Fle13] FLETCHER, R.: *Practical methods of optimization*, John Wiley & Sons (2013)
- [Fou93] FOURNIER, G. R.; BONNIER, D.; FORAND, J. L. und PACE, P. W.: Range-gated underwater laser imaging system. *Optical Engineering* (1993), Bd. 32(9): S. 2185–2190
- [Fou94] FOURNIER, G. R. und FORAND, J. L.: Analytic phase function for ocean water (1994), in: *Ocean Optics XII*, International Society for Optics and Photonics, S. 194–201
- [Fro79] FRODESEN, Anne Grete; SKJEGGESTAD, Olaf und TOEFTE, Harek: *Probability and statistics in particle physics* (1979)
- [Gel14] GELMAN, Andrew; CARLIN, John B; STERN, Hal S und RUBIN, Donald B: *Bayesian data analysis*, Bd. 2, Taylor & Francis (2014)
- [Gol16] GOLEM.DE: Deep Sea Mining: Die Tiefsee ist die Zukunft der Technik (2016), URL <http://www.golem.de/news/deep-sea-mining-das-grosse-tauchen-1602-119048.html>, accessed: 2016-02-12
- [Gon07] GONZALEZ, R. C. und WOODS, R. E.: *Digital Image Processing (3rd Edition)*, Prentice Hall (2007)
- [Gru15] GRUNA, R.: *Beleuchtungsverfahren zur problemspezifischen Bildgewinnung für die automatische Sichtprüfung*, Bd. 8, KIT Scientific Publishing (2015)
- [Gun12] GUNTURK, B. K. und LI, X.: *Image restoration: Fundamentals and advances*, CRC Press (2012)
- [Gup08] GUPTA, M.; NARASIMHAN, S. G. und SCHECHNER, Y. Y.: On controlling light transport in poor visibility environments (2008), in: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, S. 1–8

- [Had02] HADAMARD, J.: Sur les problèmes aux dérivées partielles et leur signification physique. *Princeton university bulletin* (1902), Bd. 13(49-52): S. 28
- [Han87] HANSEN, P. C.: The truncated SVD as a method for regularization. *BIT Numerical Mathematics* (1987), Bd. 27(4): S. 534–553
- [Han92] HANSEN, P. C.: Analysis of discrete ill-posed problems by means of the L-curve. *SIAM review* (1992), Bd. 34(4): S. 561–580
- [Hel11] HE, K.; SUN, J. und TANG, X.: Single image haze removal using dark channel prior. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2011), Bd. 33(12): S. 2341–2353
- [Hes69] HESTENES, M. R.: Multiplier and gradient methods. *Journal of optimization theory and applications* (1969), Bd. 4(5): S. 303–320
- [Hou07a] HOU, W.; GRAY, D. J.; WEIDEMANN, A. D.; FOURNIER, G. R. und FORAND, J. L.: Automated underwater image restoration and retrieval of related optical properties (2007), in: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IEEE, S. 1889–1892
- [Hou07b] HOU, W. und WEIDEMANN, A. D.: Objectively assessing underwater image quality for the purpose of automated restoration (2007), in: *Defense and Security Symposium*, International Society for Optics and Photonics, S. 65750Q–65750Q
- [Hou09] HOU, W. und WEIDEMANN, A. D.: Diver visibility: Why one cannot see as far? (2009), in: Weilin (Will) Hou (Herausgeber) *Ocean Sensing and Monitoring*, SPIE-Intl Soc Optical Eng, S. 73170I–73170I–7
- [Ish78a] ISHIMARU, A.: *Wave Propagation and Scattering in Random Media. Volume 1: Single scattering and transport theory*, Bd. 1, Academic Press, New York (1978)
- [Ish78b] ISHIMARU, A.: *Wave Propagation and Scattering in Random Media. Volume 2: Multiple Scattering, Turbulence, Rough Surfaces and Remote Sensing*, Bd. 2, Academic Press, New York (1978)
- [Jac15] JACOBI, M. und KARIMANZIRA, D.: Guidance of AUVs for Autonomous Underwater Inspection. *at-Automatisierungstechnik* (2015), Bd. 63(5): S. 380–388

- [Jaf90] JAFFE, J. S.: Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems. *Journal of Oceanic Engineering* (1990), Bd. 15(2): S. 101–111
- [Jaf95] JAFFE, J. S.: Monte Carlo modeling of underwater-image formation: validity of the linear and small-angle approximations. *Applied Optics* (1995), Bd. 34(24): S. 5413–5421
- [Jaf96] JAFFE, J. S.: Monte Carlo modeling of underwater-image formation: validity of the linear and small-angle approximations. *Oceanographic Literature Review* (1996), Bd. 10(43): S. 1063–1064
- [Jaf01] JAFFE, J. S.; MOORE, K. D.; MCLEAN, J. und STRAND, M. P.: Underwater optical imaging: status and prospects. *Oceanography* (2001), Bd. 14(3): S. 66–76
- [Jäh13] JÄHNE, B.: Der Standard EMVA 1288 zur Charakterisierung von Kameras und Bildsensoren – von 2D-zu 3D-Kameras (2013)
- [Jen96] JENSEN, H. W.: Global illumination using photon maps, in: *Rendering Techniques*, Springer (1996), S. 21–30
- [Jon11] JONASZ, M. und FOURNIER, G. R.: *Light Scattering by Particles in Water: Theoretical and Experimental Foundations: Theoretical and Experimental Foundations*, Academic Press (2011)
- [Kaj86] KAJIYA, J. T.: The rendering equation (1986), in: *ACM Siggraph Computer Graphics*, Bd. 20, ACM, S. 143–150
- [Kot13] KOTERA, J.; ŠROUBEK, F. und MILANFAR, P.: Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors (2013), in: *Computer Analysis of Images and Patterns*, Springer, S. 59–66
- [Laf96] LAFORTUNE, E.: Mathematical models and Monte Carlo algorithms for physically based rendering. *Department of Computer Science, Faculty of Engineering, Katholieke Universiteit Leuven* (1996): S. 20–23
- [Lee03] LEE, M. E. und LEWIS, M. R.: A new method for the measurement of the optical volume scattering function in the upper ocean. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* (2003), Bd. 20(4): S. 563–571

- [Lee04] LEE, D.; SCHOENBERGER, R. B.; SHIOZAWA, D.; XU, X. und ZHAN, P.: Contour matching for a fish recognition and migration-monitoring system (2004), in: *Optics East*, International Society for Optics and Photonics, S. 37–48
- [Len13] LENOR, S.; JÄHNE, B.; WEBER, S. und STOPPER, U.: An improved model for estimating the meteorological visibility from a road surface luminance curve (2013), in: *German Conference on Pattern Recognition*, Springer, S. 184–193
- [Len14] LENOR, S.; MARTINI, J.; JÄHNE, B.; STOPPER, U.; WEBER, S. und OHR, F.: Tracking-Based Visibility Estimation (2014), in: *German Conference on Pattern Recognition*, Springer, S. 365–376
- [Len16] LENOR, S.: Model-Based Estimation of Meteorological Visibility in the Context of Automotive Camera Systems (2016)
- [Lev09] LEVIN, A.; WEISS, Y.; DURAND, F. und FREEMAN, W. T.: Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms (2009), in: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, S. 1964–1971
- [Liu01] LIU, Z.; YU, Y.; ZHANG, K. und HUANG, H.: Underwater image transmission and blurred image restoration. *Optical Engineering* (2001), Bd. 40(6): S. 1125–1131
- [Mar00] MARONI, K.: Monitoring and regulation of marine aquaculture in Norway. *Journal of Applied Ichthyology* (2000), Bd. 16(4-5): S. 192–195
- [Maz14] MAZZEI, L.; MARINI, S.; CRAIG, J.; AGUZZI, J.; FANELLI, E. und PRIEDE, I. G.: Automated Video Imaging System for Counting Deep-Sea Bioluminescence Organisms Events (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 57–64
- [McG80] MCGLAMERY, B. L.: A computer model for underwater camera systems (1980), in: *Ocean Optics VI*, International Society for Optics and Photonics, IEEE, S. 221–231
- [Meh14] MEHRNEJAD, M.; ALBU, A. B.; CAPSON, D. und HOEBERECHTS, M.: Towards Robust Identification of Slow Moving Animals in Deep-Sea Imagery by Integrating Shape and Appearance Cues (2014), in: *ICPR*

Workshop on Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), IEEE, S. 25–32

- [Mic11] MICHAELSEN, E.: Stitching Large Maps from Videos Taken by a Camera Moving Close Over a Plane Using Homography Decomposition. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (2011), Bd. 3822: S. 125–129
- [Mic12] MICHAELSEN, E. und SCHERER-NEGENBORN, N.: Estimating the precision of under-water video-mosaics (2012), in: *Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, IEEE, S. 775–779
- [Mob94] MOBLEY, C. D.: *Light and water: Radiative transfer in natural waters*, Academic press (1994)
- [Mob95] MOBLEY, C. D.: The optical properties of water. *Handbook of optics* (1995), Bd. 1: S. 43–41
- [Mul14] MULSOW, C. und MAAS, H.-G.: A Universal Approach for Geometric Modelling in Underwater Stereo Image Processing (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 49–56
- [Nar02] NARASIMHAN, S. G. und NAYAR, S. K.: Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision* (2002), Bd. 48(3): S. 233–254
- [Nar03] NARASIMHAN, S. G. und NAYAR, S. K.: Shedding light on the weather (2003), in: *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Bd. 1, IEEE, S. I–665
- [Nar04] NARASIMHAN, S.; RAMAMOORTHY, R. und NAYAR, S. K.: Analytic rendering of multiple scattering in participating media. *Submitted to ACM Trans. Graph* (2004)
- [Nar05] NARASIMHAN, S. G. und NAYAR, S. K.: Structured light methods for underwater imaging: light stripe scanning and photometric stereo (2005), in: *Proceedings of OCEANS*, IEEE, S. 2610–2617
- [Nas09] NASCIMENTO, E.; CAMPOS, M. und BARROS, W.: Stereo based structure recovery of underwater scenes from automatically restored images (2009), in: *XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI)*, IEEE, S. 330–337

- [Nay01] NAYLOR, R. L.; WILLIAMS, S. L. und STRONG, D. R.: Ecology. Aquaculture—a gateway for exotic species. *Science (New York, NY)* (2001), Bd. 294(5547): S. 1655
- [Nic77] NICODEMUS, F. E.; RICHMOND, J. C.; HSIA, J. J.; GINSBERG, I. W. und LIMPERIS, T.: *Geometrical considerations and nomenclature for reflectance*, Bd. 160, US Department of Commerce, National Bureau of Standards Washington, DC, USA (1977)
- [NOA11] NOAA NATIONAL CENTERS FOR COASTAL OCEAN SCIENCE: Aquaculture Coastal net pens off the coast of Maine (2011), URL <https://www.flickr.com/photos/usoceangov/15961903877/>, accessed: 2016-02-17
- [Noc06] NOCEDAL, J. und WRIGHT, S.: *Numerical optimization*, Springer Science & Business Media (2006)
- [Osh05] OSHER, S.; BURGER, M.; GOLDFARB, D.; XU, J. und YIN, W.: An iterative regularization method for total variation-based image restoration. *Multiscale Modeling & Simulation* (2005), Bd. 4(2): S. 460–489
- [Pet72] PETZOLD, T. J.: Volume scattering functions for selected ocean waters, Techn. Ber., DTIC Document (1972)
- [Pet09] PETIT, F.; CAPELLE-LAIZÉ, A.-S. und CARRÉ, P.: Underwater image enhancement by attenuation inversion with quaternions (2009), in: *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, S. 1177–1180
- [Pow67] POWELL, M. J. D.: A method for nonlinear constraints in minimization problems in Optimization, R. *Academic Press, NY* (1967): S. 283–298
- [Pre04] PREMOŽE, S.; ASHIKHMIN, M.; TESSENDORF, J.; RAMAMOORTHY, R. und NAYAR, S. K.: Practical rendering of multiple scattering effects in participating media (2004), in: *Proceedings of the Fifteenth Eurographics conference on Rendering Techniques*, S. 363–374
- [Pug14] PUGH, M.; TIDDEMAN, B.; DEE, H. und HUGHES, P.: Towards Automated Classification of Seabed Substrates in Underwater Video (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 9–16

- [QN04] QUEIROZ-NETO, J. P.; CARCERONI, R.; BARROS, W. und CAMPOS, M.: Underwater stereo (2004), in: *17th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, IEEE, S. 170–177
- [Red00] REDMAN, B. C.; GRIFFIS, A. J. und SCHIBLEY, E. B.: Streak tube imaging lidar (STIL) for 3-D imaging of terrestrial targets, Techn. Ber., DTIC Document (2000)
- [Rie13] RIEDER, A.: *Keine Probleme mit Inversen Problemen: Eine Einführung in ihre stabile Lösung*, Springer-Verlag (2013)
- [Rit12] RITSCHHEL, T.; DACHSBACHER, C.; GROSCH, T. und KAUTZ, J.: The state of the art in interactive global illumination (2012), in: *Computer Graphics Forum*, Bd. 31, Wiley Online Library, S. 160–188
- [Roe89] ROESLER, C. S.; PERRY, M. J. und CARDER, K. L.: Modeling in situ phytoplankton absorption from total absorption spectra in productive inland marine waters. *Limnol. Oceanogr* (1989), Bd. 34(8): S. 1510–1523
- [Rud92] RUDIN, L. I.; OSHER, S. und FATEMI, E.: Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena* (1992), Bd. 60(1): S. 259–268
- [Sar09] SARAFRAZ, A.; NEGAHDARIPOUR, S. und SCHECHNER, Y. Y.: Enhancing images in scattering media utilizing stereovision and polarization (2009), in: *Workshop on Applications of Computer Vision (WACV)*, IEEE, S. 1–8
- [Sar10a] SARAFRAZ, A.; NEGAHDARIPOUR, S. und SCHECHNER, Y. Y.: Improving Stereo Correspondence in Scattering Media by Incorporating Backscatter Cue (2010)
- [Sar10b] SARAFRAZ, A.; NEGAHDARIPOUR, S. und SCHECHNER, Y. Y.: Performance assessment in solving the correspondence problem in underwater stereo imagery (2010), in: *OCEANS 2010*, S. 1–7
- [Sch04] SCHECHNER, Y. Y. und KARPEL, N.: Clear underwater vision (2004), in: *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Bd. 1, IEEE, S. 1–536
- [Sch05] SCHECHNER, Y. Y. und KARPEL, N.: Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis. *Journal of Oceanic Engineering* (2005), Bd. 30(3): S. 570–587

- [Sch07] SCHECHNER, Y. Y. und AVERBUCH, Y.: Regularized image recovery in scattering media. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2007), Bd. 29(9): S. 1655–1660
- [Sch10] SCHETTINI, R. und CORCHS, S.: Underwater image processing: state of the art of restoration and image enhancement methods. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* (2010), Bd. 2010: S. 14
- [Sch14] SCHOENING, T.; KUHN, T. und NATTKEMPER, T.W.: Seabed Classification Using a Bag-of-Prototypes Feature Representation (2014), in: *Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI), 2014 ICPR Workshop on*, S. 17–24
- [Shw06] SHWARTZ, S.; NAMER, E. und SCHECHNER, Y. Y.: Blind haze separation (2006), in: *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Bd. 2, IEEE, S. 1984–1991
- [Sin04] SINGH, H.; HOWLAND, J. und PIZARRO, O.: Advances in large-area photomosaicking underwater. *Journal of Oceanic Engineering* (2004), Bd. 29(3): S. 872–886
- [Smi70] SMITH, D. E.: Method for tracking underwater pipelines and detecting flaws in the coating thereof (1970), uS Patent 3,526,831
- [Spa08] SPAMPINATO, C.; CHEN-BURGER, Y.-H.; NADARAJAN, G. und FISHER, R. B.: Detecting, Tracking and Counting Fish in Low Quality Unconstrained Underwater Videos. *VISAPP (2)* (2008), Bd. 2008: S. 514–519
- [St.14] ST. JOHN, J.: Pelagite (deep seafloor manganese nodule) (Pacific Ocean) 1 (2014), URL <https://www.flickr.com/photos/jsjgeology/14953795858/>, accessed: 2016-02-17
- [Sze10] SZELISKI, R.: *Computer vision: algorithms and applications*, Springer Science & Business Media (2010)
- [Tre06] TREIBITZ, T. und SCHECHNER, Y. Y.: Instant 3descatter (2006), in: *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Bd. 2, IEEE, S. 1861–1868
- [Tre12] TREIBITZ, T.; SCHECHNER, Y. Y.; KUNZ, C. und SINGH, H.: Flat refractive geometry. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2012), Bd. 34(1): S. 51–65

- [Tua03] TUALLE, J.-M. und TINET, E.: Derivation of the radiative transfer equation for scattering media with a spatially varying refractive index. *Optics communications* (2003), Bd. 228(1): S. 33–38
- [Tyl77] TYLER, J. E.: *Light in the Sea*, Bd. 3, Dowden Hutchinson and Ross (1977)
- [Vas11] VASILESCU, I.; DETWEILER, C. und RUS, D.: Color-accurate underwater imaging using perceptual adaptive illumination. *Autonomous Robots* (2011), Bd. 31(2-3): S. 285–296
- [Vea97] VEACH, E. und GUIBAS, L. J.: Metropolis light transport (1997), in: *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., S. 65–76
- [Wan10] WANG, Y. und WU, B.: Fast Clear Single Underwater Image (2010), in: *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CiSE)*, IEEE, S. 1–4
- [Wel69] WELLS, W. H.: Loss of resolution in water as a result of multiple small-angle scattering. *JOSA* (1969), Bd. 59(6): S. 686–691
- [Wer06] WERNER, D.: *Funktionalanalysis*, Springer (2006)
- [Wie49] WIENER, N.: *Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series*, Bd. 2, MIT press Cambridge, MA (1949)
- [Wit95] WITTENSTEIN, W.; FICK, W. und RAIDT, U. A.: Simulation study on fixed pattern noise and MRTD (1995), in: *SPIE's 1995 International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation*, International Society for Optics and Photonics, S. 489–501
- [Wit98] WITTENSTEIN, W.: Thermal range model TRM3 (1998), in: Bjorn F. Andresen und Marija Strojnik (Herausgeber) *Infrared Technology and Applications XXIV*, SPIE-Intl Soc Optical Eng, S. 413–424
- [Wit99] WITTENSTEIN, W.: Minimum temperature difference perceived—a new approach to assess undersampled thermal imagers. *Optical Engineering* (1999), Bd. 38(5): S. 773

- [Wit00] WITTENSTEIN, W. und GAL, R.: TRM3 progress report (2000), in: Bjorn F. Andresen; Gabor F. Fulop und Marija Strojnik (Herausgeber) *Infrared Technology and Applications XXVI*, SPIE-Intl Soc Optical Eng, S. 292–302
- [Woo16] WOOCK, P.: *Umgebungskartenschätzung aus Sidescan-Sonardaten für ein autonomes Unterwasserfahrzeug*, Bd. 26 von *Karlsruher Schriften zur Anthropomatik*, KIT Scientific Publishing (2016)
- [Woź07] WOŹNIAK, B. und DERA, J.: *Light absorption in sea water*, Bd. 33, Springer (2007)
- [Zha15] ZHAO, X.; JIN, T. und QU, S.: Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement. *Ocean Engineering* (2015), Bd. 94: S. 163–172
- [Zin98] ZINGARETTI, P. und ZANOLI, S. M.: Robust real-time detection of an underwater pipeline. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* (1998), Bd. 11(2): S. 257–268
- [Zof12] ZOFKA, M. R.: Regularisierung der Korrespondenzfindung in Unterwasseraufnahmen (2012)

Eigene Literatur

- [Frü15] FRÜHBERGER, Peter; STEPHAN, Thomas und BEYERER, Jürgen: Integrating Microscopic Analysis into Existing Quality Assurance Processes (2015), in: *2nd International Multidisciplinary Microscopy and Microanalysis Congress*, Bd. 164 von *Springer Proceedings in Physics*, Springer International Publishing, Oludeniz, Türkei, S. 57–64
- [Ste12a] STEPHAN, Thomas: Bildrestauration für Unterwasser-Bilder (2012), in: *Forum Bildverarbeitung 2012*, KIT Scientific Publishing, S. 83–94
- [Ste12b] STEPHAN, Thomas: Principles of Underwater Vision, Techn. Ber. IES-2011-03, Institute for Anthropomatics, Vision and Fusion Laboratory (2012)
- [Ste12c] STEPHAN, Thomas: Underwater Imaging Model, Techn. Ber. IES-2012-01, Institute for Anthropomatics, Vision and Fusion Laboratory (2012)
- [Ste12d] STEPHAN, Thomas und GRINBERG, Michael: Probabilistic Handling of Merged Detections in Multi Target Tracking (2012), in: *Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS), 2012 IEEE Ninth International Conference on*, IEEE, S. 355–361

- [Ste13a] STEPHAN, Thomas; FRÜHBERGER, Peter; WERLING, Stefan und HEIZMANN, Michael: Model based image restoration for underwater images (2013), in: *SPIE Optical Metrology 2013*, International Society for Optics and Photonics, S. 87911F–87911F
- [Ste13b] STEPHAN, Thomas und HEIZMANN, Michael: Bildverbesserung in Unterwasser-Anwendungen. *tm-Technisches Messen tm-Technisches Messen* (2013), Bd. 80(10): S. 312–320
- [Ste14a] STEPHAN, Thomas: Single Scattering Underwater Imaging Model, Techn. Ber. IES-2013-03, Institute for Anthropomatics, Vision and Fusion Laboratory (2014)
- [Ste14b] STEPHAN, Thomas und BEYERER, Jürgen: Computergraphical Model for Underwater Image Simulation and Restoration (2014), in: *ICPR Workshop on Computer Vision for Analysis of Underwater Imagery (CVAUI)*, IEEE, Stockholm, Sweden, S. 73–79
- [Ste14c] STEPHAN, Thomas; RICHTER, Matthias und BEYERER, Jürgen: Introducing CAM – Constant Action Movie (2014), in: *9th Future Security. Security Research Conference. Proceedings.*, Fraunhofer Verlag, Berlin, S. 651–654
- [Woo15] WOOCK, Philipp; STEPHAN, Thomas und BEYERER, Jürgen: Approaches to Acoustic and Visual Underwater Sensing. *at - Automatisierungstechnik* (2015), Bd. 63(5): S. 334–343

SCHRIFTENREIHE AUTOMATISCHE SICHTPRÜFUNG UND BILDVERARBEITUNG
(ISSN 1866-5934)

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyerer

Die Bände sind unter www.ksp.kit.edu als PDF frei verfügbar oder als Druckausgabe bestellbar.

- Band 1 **JONATHAN BALZER**
Regularisierung des Deflektometrieproblems Grundlagen und Anwendung. 2008
ISBN 978-3-86644-230-6
- Band 2 **IOANA GHEȚA**
Fusion multivariater Bildserien am Beispiel eines Kamera-Arrays. 2011
ISBN 978-3-86644-684-7
- Band 3 **STEFAN BRUNO WERLING**
Deflektometrie zur automatischen Sichtprüfung
und Rekonstruktion spiegelnder Oberflächen. 2011
ISBN 978-3-86644-687-8
- Band 4 **JAN WASSENBERG**
Efficient Algorithms for Large-Scale Image Analysis. 2012
ISBN 978-3-86644-786-8
- Band 5 **MARTIN GRAFMÜLLER**
Verfahrensfortschritte in der robusten Echtzeiterkennung von Schriftzeichen. 2013
ISBN 978-3-86644-979-4
- Band 6 **JÜRGEN BRAUER**
Human Pose Estimation with Implicit Shape Models. 2014
ISBN 978-3-7315-0184-8
- Band 7 **MARKUS MÜLLER**
Szeneninterpretation unter Verwendung multimodaler Sensorik und Salienzmaßen. 2017
ISBN 978-3-7315-0240-1
- Band 8 **ROBIN GRUNA**
Beleuchtungsverfahren zur problemspezifischen
Bildgewinnung für die automatische Sichtprüfung. 2015
ISBN 978-3-7315-0313-2
- Band 9 **THOMAS STEPHAN**
Beitrag zur Unterwasserbildrestauration. 2017
ISBN 978-3-7315-0579-2

Die Meere der Welt und andere Gewässer geraten zunehmend in den Fokus von Wirtschaft und Wissenschaft. Die zukünftige Nahrungsmittelproduktion, der Rohstoffabbau und die Nutzung der Gewässer für die Erweiterung der Infrastruktur erfordern bildgebende Verfahren zur Exploration und Inspektion unter Wasser. Dabei spielt optische Bildgebung eine wesentliche Rolle. Diese hat jedoch einen entscheidenden Nachteil: Die gewonnenen Unterwasserbilder besitzen meist eine schlechte Bildqualität, da diese meist von Farbverschiebungen, Unschärfe und einem milchig trüben Erscheinungsbild geprägt sind.

In dieser Arbeit wird eine problemspezifische, physikalische Modellierung des Bildgewinnungsprozesses unter Wasser hergeleitet. Darauf aufbauend wird ein Bildrestaurationsansatz vorgestellt, der die Bildverschlechterungsprozesse invertiert. Die Verifikation des Bildentstehungsmodells findet anhand einer Versuchsreihe statt, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurde. Mit der entwickelten Bildrestaurationsansatz kann für verschiedenste Aufnahmekonstellationen und Wassereigenschaften die Bildqualität deutlich gesteigert werden.

