



Fachbereich Physikalische Technik
Labor für Elektronische Bauelemente und Schaltungen
Prof. Dr. Lothar Howah

Projektrecherche

PneuScan

Arbeitsgruppe PneuScan

Autor: Daniel Ruz Fuentes

Dokument: 012-1529-0603-03 Recherche PneuScan.doc

Stand: 12.09.2007

1	Shape from Shadows.....	1
1.1	Einführung „Shape from Shadows“	1
1.1.1	Beispiel: NASA.....	1
1.2	Einzelbildanalyse	2
1.2.1	Einführung „Einzelbildanalyse“	2
1.2.2	Verwendung unterschiedlicher Lichtquellen	2
1.2.3	Resümee Einzelbildanalyse.....	5
1.3	Multibildanalyse	6
1.3.1	Einführung „Multibildanalyse“	6
1.3.2	Shadowgram.....	6
1.3.3	Resümee Multibildanalyse	7
1.4	Gegenüberstellung: Einzelbild- und Multibildanalyse	8
1.4.1	Einführung.....	8
1.4.2	Pro und Contra der beiden Analyseverfahren	8
1.4.3	Resümee der Gegenüberstellung.....	8
2	Algorithmen zur Kantenerkennung	9
2.1	Einführung	9
2.2	Lineare Kantenerkennungsalgorithmen	10
2.2.1	Zero Crossing Detector.....	10
2.3	Nichtlineare Kantenerkennungsalgorithmen	14
2.3.1	Robert Cross Edge Detector.....	14
2.3.2	Sobel Edge Detector.....	16
2.4	Eignung der Algorithmen	18
2.4.1	Einführung.....	18
2.4.2	Versuchsaufbau	19
2.4.3	Gauß-Schwellwert- Filter	20
2.4.4	RED- Filter	22
2.4.5	SED- Filter	24
2.4.6	Resümee.....	26
3	3D- Analyse des Reifenprofils	27
3.1	3D- Analyse.....	27
3.1.1	Einführung 3D- Analyse.....	27
3.1.2	Generierung der Testbilder	27
3.1.3	Ergebnisse der 3D- Analyse	28

4	Anhänge	29
4.1	Messaufbau	29
4.2	Abkürzungen.....	29
4.3	Literatur	29

Autor

Daniel Ruz Fuentes

1 Shape from Shadows

1.1 Einführung „Shape from Shadows“

Der Schatten eines Objektes birgt viele Informationen bezüglich seiner Form, beispielsweise lassen sich aufgrund des Schattens Rückschlüsse hinsichtlich seiner geometrischen Ausdehnungen treffen. Diese Tatsache wird bei dem „Shape from Shadows“-Verfahren ausgenutzt um Objekte nachzubilden bzw. sie zu analysieren. Eingesetzt wird es beispielsweise von der NASA bei der Tiefenbestimmung von Kratern auf Planeten oder Trabanten. Aus den so ermittelten Daten kann ein 3D-Modell des Planeten generiert werden.

1.1.1 Beispiel: NASA

Der Winkel α unter dem das Sonnenlicht eintrifft ist aufgrund der Planetenkonstellationen bekannt. Die Länge des Schattens wird mittels Satellitenbild ermittelt. Nun ergibt sich die Tiefe des Kraters aus:

$$\text{Höhe} = \text{Länge}_{\text{Schatten}} \cdot \tan \alpha$$

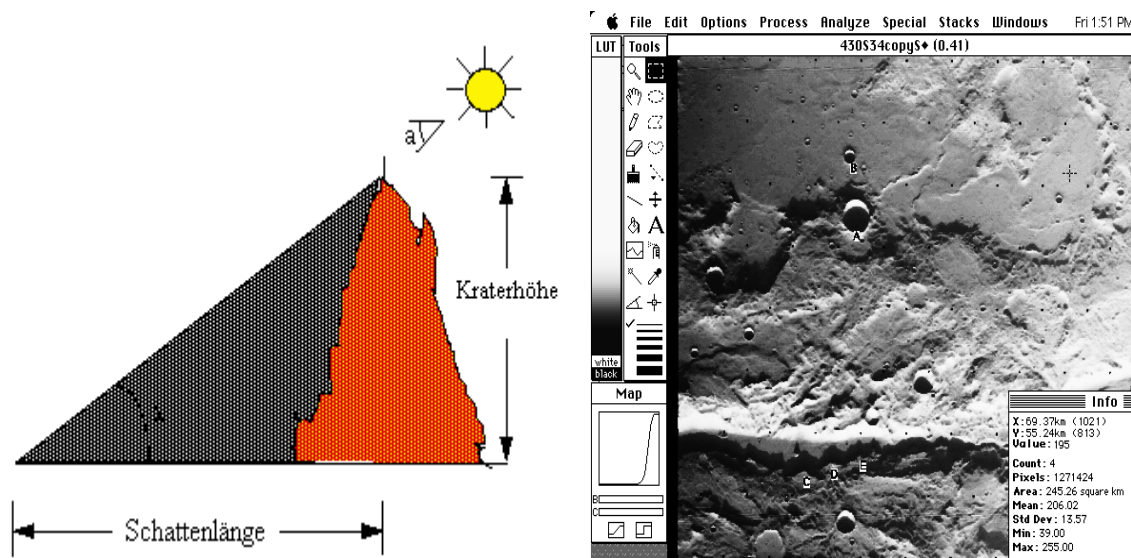


Abbildung 1 Beispiel NASA

Dieses Beispiel soll nur einen ersten Einblick in das Verfahren geben, Problematiken werden in den weiteren Kapiteln behandelt.

1.2 Einzelbildanalyse

1.2.1 Einführung „Einzelbildanalyse“

Das im Kapitel 1.1.1 angeführte Beispiel repräsentiert die Ermittlung geometrischer Daten anhand eines Einzelbildes. Dieses Analyseverfahren eignet sich besonders für symmetrische Objekte bzw. Strukturen. Das Einzelbild kann dabei unter Verwendung unterschiedlicher Lichtquellen erzeugt werden. In den nachfolgenden Kapiteln wird auf die Vor- und Nachteile dieser Lichtquellen eingegangen und abschließend ein Resümee gezogen.

1.2.2 Verwendung unterschiedlicher Lichtquellen

1.2.2.1 Einsatz einer Punktlichtquelle

Die Schatten, welche infolge der Verwendung einer Punktlichtquelle entstehen, weisen einen deutlichen Übergang zwischen illuminiertem und unbeleuchtetem Bereich auf. Die Erkennung dieses Überganges ist maßgeblich für die Genauigkeit der Messung. Als problematisch stellt sich jedoch die Tatsache heraus, dass der Einfallswinkel α unter dem das Licht auf die Kante des Objektes fällt nur dann genau ermittelbar ist, wenn die relative Position zueinander exakt ermittelbar ist. Da die relative Position jedoch aufgrund mehrerer Faktoren (Abstand Kamera - Reifen, Reifendruck,...) variieren kann, kann sich die Berechnung der Höhe als durchaus diffizil erweisen.

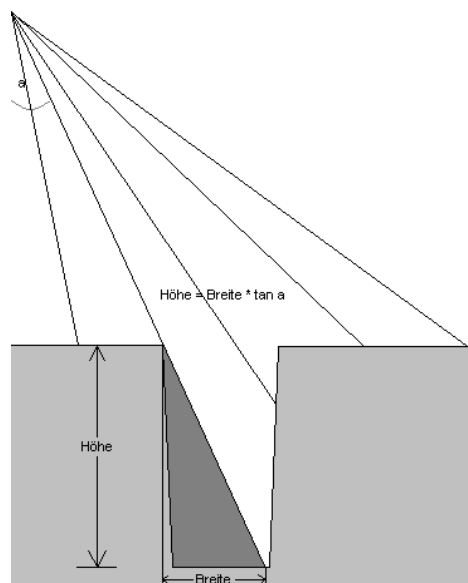


Abbildung 2 Punktlichtquelle

1.2.2.2 Einsatz von parallelem Licht

Unter Verwendung von parallelem Licht erhält man ebenfalls einen eindeutigen Übergang zwischen illuminiertem Bereich und Schatten. Darüber hinaus ist der Einfallswinkel α aller Strahlen konstant und kann so exakt in die Berechnung mit einfließen.

Die Verwendung von parallelem Licht birgt jedoch einige Schwierigkeiten:

- Verwendung eines im IR- Bereich arbeitenden Linienlasers nötig (sehr teuer)

oder

- Parallelisierung der Lichtstrahlen einer Lichtquelle mittels Linsenssystem (Genaue Justage, Abstimmung, etc. nötig)

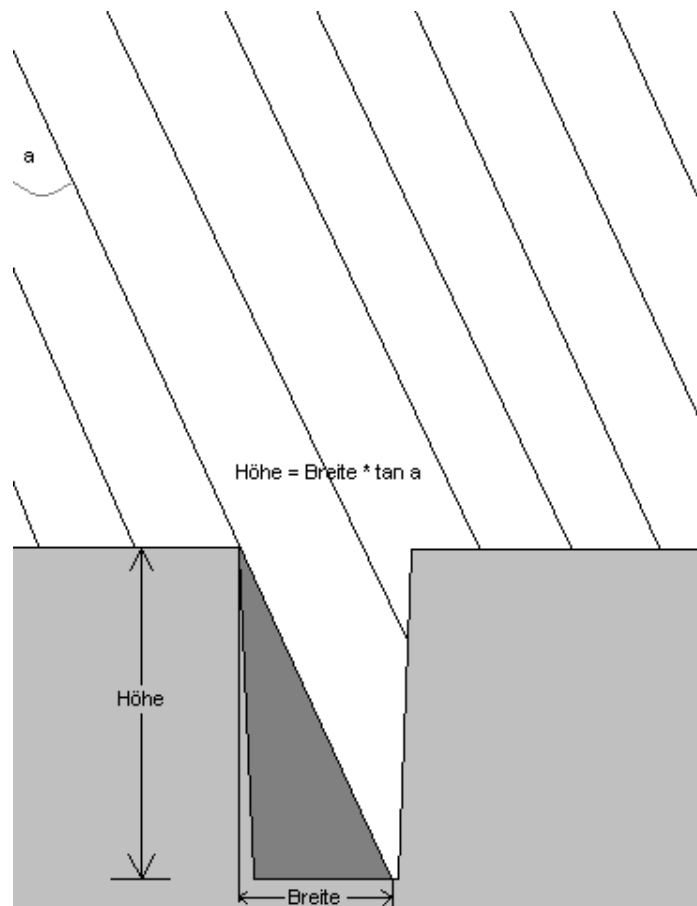


Abbildung 3 Parallellichtquelle

1.2.2.3 Einsatz mehrerer Punktlichtquellen (Quasi- parallel)

Der Einsatz mehrerer Punktlichtquellen liefert streng genommen keinen deutlichen Übergang zwischen illuminiertem und dunklem Bereich (Abb. 4). Der Einfallswinkel α der einfallenden Strahlen ist außerdem nicht exakt ermittelbar.

Wenn jedoch gilt: $d_{LO} \gg h_O$

mit

d_{LO} = Abstand zwischen Lichtquelle und dem Objekt

h_O = Höhe des Objektes

Trifft das Licht quasi- parallel auf die Strukturen, was wiederum zur Folge hat, dass der Übergang zwischen illuminiertem und dunklem Bereich zufrieden stellend zu erkennen ist. Zudem ist unter dieser Voraussetzung die Ermittlung des Einfallswinkels α hinreichend exakt möglich.

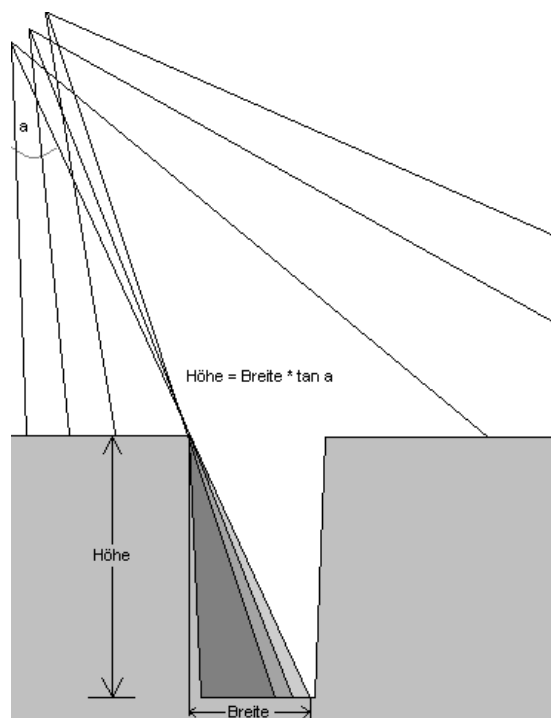


Abbildung 4 Mehrere Punktlichtquellen (geringer Abstand Lichtquelle – Objekt)

1.2.3 Resümee Einzelbildanalyse

Die Einzelbildanalyse eignet sich besonders für symmetrische Objekte oder auch Topologien und ist relativ simpel zu implementieren. Bei der Analyse unregelmäßiger Objekte bzw. Topologien hat dieses Verfahren jedoch seine Schwächen. Fällt die Entscheidung trotz alledem zugunsten der Einzelbildanalyse sollte die Generierung der benötigten Bilder unter Verwendung mehrerer Punktlichtquellen geschehen. Diese Art der Realisierung sollte mit eine der kostengünstigsten und genauesten Methoden sein. Die Erkennung der Übergänge zwischen illuminiertem und dunklem Bereich kann mittels Kantendetektion umgesetzt werden (siehe Kapitel 2).

1.3 Multibildanalyse

1.3.1 Einführung „Multibildanalyse“

Die Multibildanalyse erlaubt eine genauere Bestimmung der geometrischen Eigenschaften eines Objektes. Eine Punktlichtquelle bewegt sich dabei entlang einer kreisförmigen Bahn um das zu analysierende Objekt. In periodischen Abständen wird ein Bild aufgenommen und diese Daten werden letztlich analysiert. Diese Art der Analyse wird vor allem bei unregelmäßigen Körpern oder Topographien angewendet. Man erhält auf diese Weise ein so genanntes „Shadowgram“, mithilfe dessen sich das Objekt sehr präzise rekonstruieren lässt.

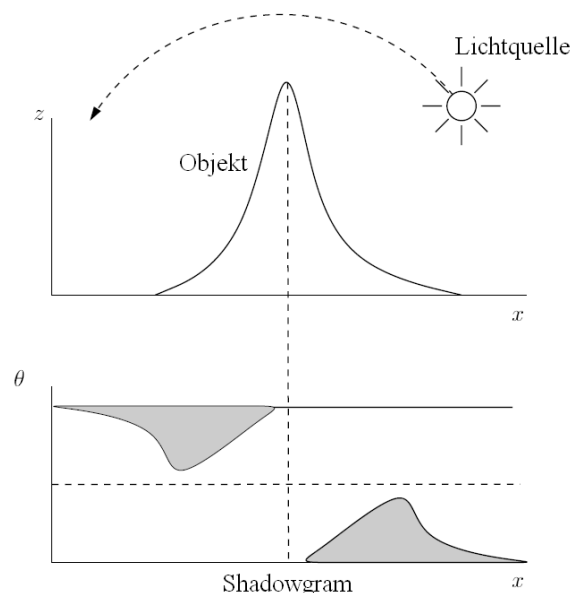


Abbildung 5 Shadowgram eines „Hügels“

1.3.2 Shadowgram

Die Generierung des Shadowgrams erfolgt mittels Analyse der Bilder. Die Bilder sollten dabei aus einer unveränderten Perspektive (Ideal: über dem Objekt bzw. der Topographie und orthogonal dazu) aufgenommen werden.

Das Shadowgram ist eine binäre Funktion $f(x, \theta)$, wobei x ein Punkt auf der horizontalen Ebene ist und θ der Winkel unter dem das Licht auf diesen Punkt trifft. Ein weißer Eintrag in diesem Shadowgram bedeutet, dass dieser Punkt an der Stelle x illuminiert ist wenn die Lichtquelle unter dem Winkel θ einstrahlt. In der Umkehrung bedeutet ein schwarzer Eintrag, dass jener Punkt unbeleuchtet ist.

Aus dem „Shadowgram“ erhält man nun zwei Graphen θ^+ und θ^- (Abb. 5), die das Objekt vor und nach dem Durchlaufen des Zenits beschreiben. Durch Integration dieser Graphen erhält man zwei Funktionen F_1 und F_2 , unter Verwendung dieser Funktionen lässt sich das Objekt zweidimensional rekonstruieren.

1.3.3 Resümee Multibildanalyse

Die Multibildanalyse hat eindeutig ihre Stärken in der hohen Genauigkeit des Verfahrens bezüglich der Rekonstruktion unregelmäßiger sowie symmetrischer Objekte bzw. Topographien. Diese Stärken sind jedoch auch mit relativ hohem Realisierungsaufwand, bezüglich der Implementierung in Hardware, verbunden. Die Erkennung der Übergänge zwischen illuminiertem und dunklem Bereich kann, entsprechend der Einzelbildanalyse, mittels Kantendetektion realisiert werden.

1.4 Gegenüberstellung: Einzelbild- und Multibildanalyse

1.4.1 Einführung

In den Kapiteln 1.2.3 und 1.3.3 wurden die Vor- und Nachteile der Verfahren benannt. In diesem Kapitel werde ich die beiden Verfahren tabellarisch gegenüberstellen und abschließend ein Resümee ziehen.

1.4.2 Pro und Contra der beiden Analyseverfahren

Einzelbildanalyse

Pro	Contra
<ul style="list-style-type: none"> - Gute Ergebnisse bei symmetrischen Objekten - Relativ simple Implementierung - Geschwindigkeit 	<ul style="list-style-type: none"> - Für unregelmäßige Objekte eher ungeeignet

Multibildanalyse

Pro	Contra
<ul style="list-style-type: none"> - Sehr gute Ergebnisse bei symmetrischen und unregelmäßigen Objekten 	<ul style="list-style-type: none"> - Hoher Aufwand Implementierung - Geschwindigkeit

Tabelle 1: Pro und Contra der beiden Analyseverfahren

1.4.3 Resümee der Gegenüberstellung

1.4.3.1 Allgemeines Resümee

Das Analyseverfahren mittels Einzelbild ist für symmetrische Objekte das zu favorisierende Verfahren. Es liefert gute Ergebnisse bei simpler Implementierung und hoher Geschwindigkeit. Bei unregelmäßigen Objekten sollte jedoch die Multibildanalyse verwendet werden, da sie dort erheblich bessere Ergebnisse liefert.

1.4.3.2 Projektbezogenes Resümee

Ziel des Projektes „PneuScan“ ist es, eine Profiltiefenmessung zu realisieren. Anbetracht der Tatsache, dass ein Reifen (respektive sein Profil) symmetrisch ist, ist für dieses Projekt die Einzelbildanalyse das zu bevorzugende Verfahren. Vorzuschlagen ist jedoch die Analyse mittels zwei oder drei Bildern, wobei dies nicht anhand eines Shadowgrams geschehen soll, um eventuell auftretende Messfehler zu detektieren und zu eliminieren.

2 Algorithmen zur Kantenerkennung

2.1 Einführung

In einem Bild liefern Objektkanten zahlreiche Informationen bezüglich der Umrisse und der Form eines Objektes. Mittels dieser Informationen kann zum Beispiel eine Objekterkennung bzw. -kategorisierung realisiert werden. Zu diesem Zweck werden in der industriellen Bildverarbeitung (BV) unterschiedliche Algorithmen verwendet, welche in den nachfolgenden Kapiteln auszugsweise beschrieben werden.

Zu den beschriebenen Algorithmen gehören:

Lineare Kantenerkennungsalgorithmen:

- Zero Crossing Detector

Nichtlineare Kantenerkennungsalgorithmen:

- Robert Cross Edge Detector
- Sobel Edge Detector

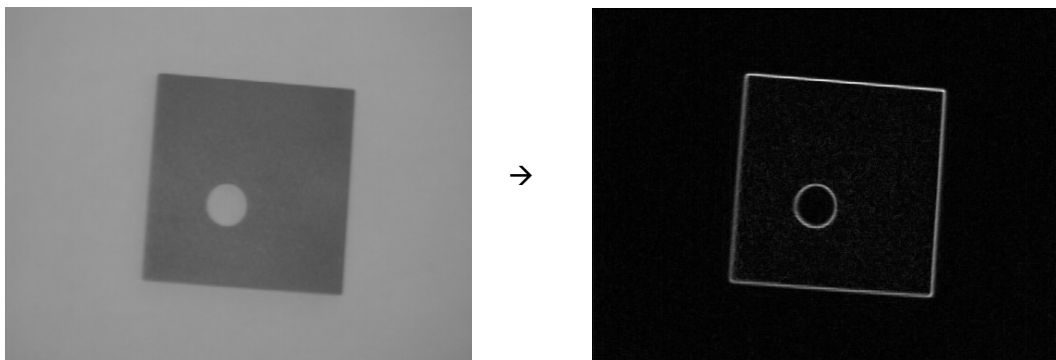


Abbildung 6 Beispiel: Kantendetektion

2.2 Lineare Kantenerkennungsalgorithmen

2.2.1 Zero Crossing Detector

2.2.1.1 Grundlegendes zum „Zero Crossing Detector“

Der „Zero Crossing Detector“- Algorithmus analysiert die mittels „Laplacian of Gaussian“- Filter gefilterten Daten eines Originalbildes hinsichtlich ihrer Nullstellen. Wird eine Nullstelle, respektive eine Vorzeichenänderung, in der zweiten Ableitung der Datenfunktion ermittelt so wird an dieser Stelle eine Kante vermutet. Dieser Algorithmus ist vergleichbar langsam und reagiert je nach Einstellung des Filters sehr unterschiedlich auf eventuell auftretendes Rauschen im Originalbild.

2.2.1.2 Mathematischer Hintergrund: „Zero Crossing Detector“

Wie im Kapitel 2.1 erwähnt, wird zunächst ein „Laplacian of Gaussian“- Filter angewendet, dieser ist im Grunde genommen ein Hybrid aus einem Gauß'schen- Filter und einer Laplace- Analyse des Bildes.

Für den Gauß'schen Filter gilt:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Dies kann unter Verwendung eines Faltungs- Filters näherungsweise berechnet werden. Üblicherweise wird dazu die folgende Matrix (für $\sigma = 1.0$) verwendet. In der nachfolgenden Matrix ist jeder Wert mit dem Quotienten $1/273$ zu multiplizieren, was hier der besseren Darstellungsweise nicht eingetragen wurde.

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

Für das Laplace- Filter gilt:

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Wobei I der Intensität an der Position (x, y) entspricht.

Dies kann unter Verwendung eines Faltungs- Filters näherungsweise berechnet werden. Üblicherweise werden dazu die folgenden Matrizen verwendet.

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Nun können das Laplace- und das Gauß'sche- Filter gefaltet werden und das so entstehende Filter auf das Bild angewandt werden.

Dies hat zwei Vorteile:

- Eine „Laplacian of Gaussian“- Matrix kann im Vorfeld bestimmt werden, so das nur einmal gefaltet werden muss
- Da die Matrizen der beiden Filter im Normalfall kleiner als das Bild sind, benötigt das Hybrid- Filter weitaus weniger arithmetische Operationen als die sequentielle Anwendung beider Filter.

Die „Laplacian of Gaussian“- Funktion sieht nun wie folgt aus:

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

Die LoG- Matrix (für $\sigma=1.4$) würde wie folgt aussehen:

0	1	1	2	2	2	1	1	0
1	2	4	5	5	5	4	2	1
1	4	5	3	0	3	5	4	1
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
2	5	0	-24	-40	-24	0	5	2
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
1	4	5	3	0	3	5	4	1
1	2	4	5	5	5	4	2	1
0	1	1	2	2	2	1	1	0

Die dreidimensionale Darstellung der Matrix:

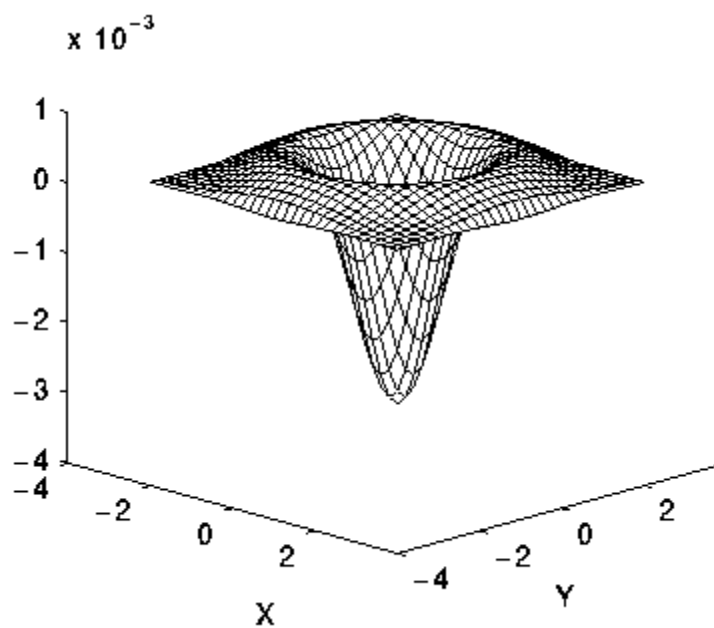


Abbildung 7 2D LoG- Funktion in 3 dimensionaler Darstellung

Dieses Hybrid- Filter wird nun über die Bilddaten gelegt und anschließend die Daten auf Nullstellen analysiert.

Die Daten eines Bildes, welches eine Stufenkante beinhaltet, würden wie folgt aussehen:

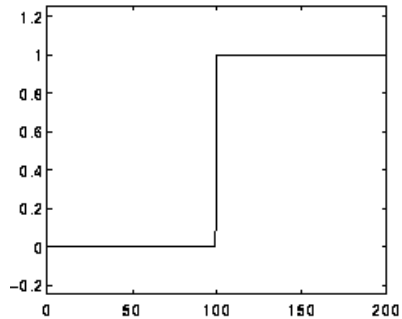


Abbildung 8 Bild mit einer Stufenkante

Nach Anwendung des LoG- Filters sehen die Daten wie folgt aus:

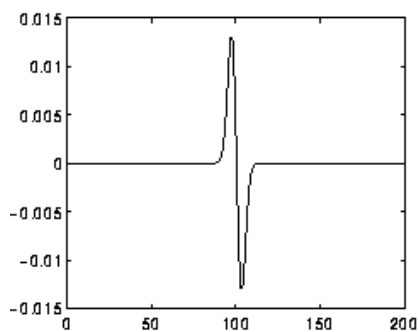


Abbildung 9 Bild mit einer Stufenkante nach Anwendung des LoG- Filters

Die Nullstelle dieser Funktion repräsentiert die Kante in dem Originalbild.

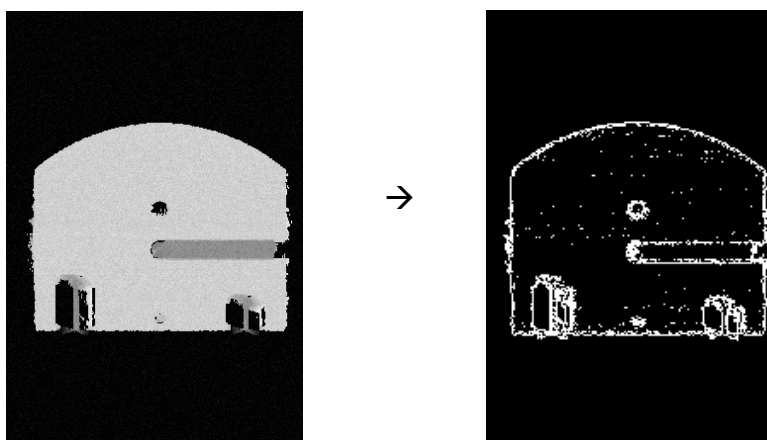


Abbildung 10 Beispiel: „Zero Crossing Detector“

2.3 Nichtlineare Kantenerkennungsalgorithmen

2.3.1 Robert Cross Edge Detector

2.3.1.1 Grundlegendes zum „Robert Cross Edge Detector“

Beim „Robert Cross Edge Detector“- Algorithmus wird eine Gradientenanalyse für jedes Pixel ausgeführt und Regionen mit hoher örtlicher Frequenz, welche den Kanten entsprechen, hervorgehoben. Dieser Algorithmus ist der schnellste und am einfachsten zu implementierende Algorithmus zur Kantenerkennung. Er reagiert jedoch sehr empfindlich auf ein eventuell vorhandenes Rauschen in den Bilddaten.

2.3.1.2 Mathematischer Hintergrund: „Robert Cross Edge Detector“

Im Grunde genommen besteht der Algorithmus aus zwei 2x2 Matrizen, welche wie folgt aufgebaut sind.

$$\begin{array}{cc}
 \begin{array}{|c|c|} \hline +1 & 0 \\ \hline 0 & -1 \\ \hline \end{array} &
 \begin{array}{|c|c|} \hline 0 & +1 \\ \hline -1 & 0 \\ \hline \end{array} \\
 G_x & G_y
 \end{array}$$

Dabei ist die G_y - Matrix äquivalent der G_x - Matrix, jedoch um 90° gedreht.

Diese Matrizen sind so ausgelegt, dass sie maximal auf Kanten im 45° zum Pixelgitter reagieren. Dabei sind zwei Matrizen nötig, um die beiden zueinander senkrechten Ausrichtungen zu ermitteln. Diese zwei Matrizen werden jetzt kombiniert, um den Betrag und die Ausrichtung des Gradienten an jedem Punkt zu bestimmen. Es gilt:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Wobei üblicherweise folgende Approximation verwendet wird:

$$|G| = |G_x| + |G_y|$$

Der Winkel eines jeden Gradienten relativ zum Pixelgitter kann wie folgt bestimmt werden:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) - \frac{3}{4}\pi$$

Bei der Bestimmung der Beträge der Gradienten wird üblicherweise folgende pseudo- Faltungsmatrix verwendet:

P_1	P_2
P_3	P_4

Der approximierte Betrag der Gradienten ergibt sich aus der Formel:

$$|G| = |P_1 - P_4| + |P_2 - P_3|$$

Diese drei Bilder zeigen die Resultate einer Kantendetektion unter Verwendung des "Robert Cross Edge Detector"- Algorithmus. Das erste Bild stellt die Originaldaten da, während das zweite die Daten nach dem Algorithmus zeigen. Das dritte Bild zeigt die Daten des zweiten Bildes nach Anwendung eines Schwellwertfilters, auf diesem erkennt man sehr deutlich die Rauschempfindlichkeit.

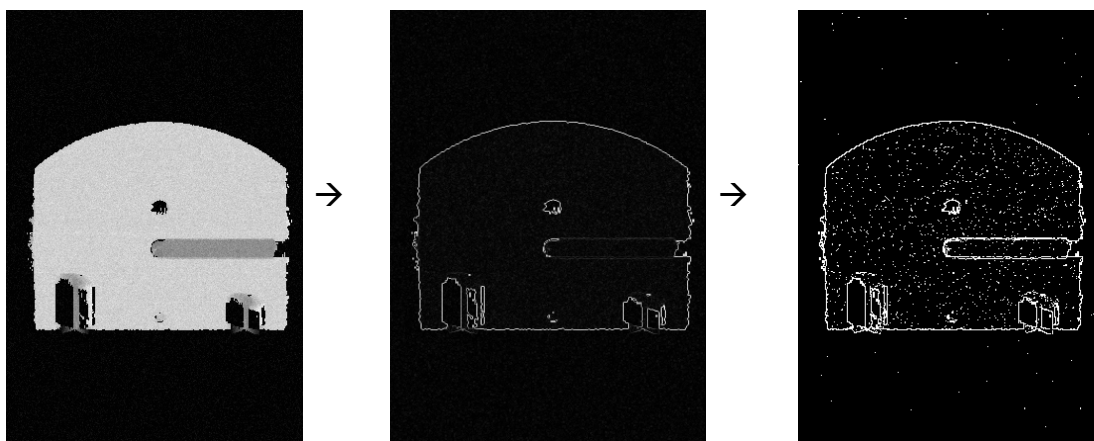


Abbildung 11 Beispiel: „Robert Cross Edge Detector“

2.3.2 Sobel Edge Detector

2.3.2.1 Grundlegendes zum „Sobel Edge Detector“

Der „Sobel Edge Detector“- Algorithmus führt, ähnlich dem „Robert Edge Detector“ (RED), eine Gradientenanalyse für jedes Pixel aus und hebt dabei Regionen mit hoher örtlicher Frequenz hervor. Dieser Algorithmus erfordert zwar mehr Ressourcen als der RED- Algorithmus, ist dabei jedoch nicht so rauschempfindlich.

2.3.2.2 Mathematischer Hintergrund: „Sobel Edge Detector“

Im Grunde genommen besteht der Algorithmus aus zwei 3x3 Matrizen, welche wie folgt aufgebaut sind.

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

G_x

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

G_y

Dabei ist die G_y- Matrix, wie bei dem „Robert Cross Edge Detector“- Algorithmus, äquivalent der G_x- Matrix, jedoch um 90° gedreht.

Diese Matrizen sind so ausgelegt, dass sie maximal auf horizontale und vertikale Kanten zum Pixelgitter reagieren.

Es gelten analog zum „Robert Cross Edge Detector“ die folgenden Formeln für die Gradienten.

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Und approximiert:

$$|G| = |G_x| + |G_y|$$

Jedoch gilt für den Winkel eines jeden Gradienten relativ zum Pixelgitter folgende Formel:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

Bei der Bestimmung der Beträge der Gradienten wird üblicherweise folgende pseudo- Faltungsmatrix verwendet:

P ₁	P ₂	P ₃
P ₄	P ₅	P ₆
P ₇	P ₈	P ₉

Der approximierte Betrag der Gradienten ergibt sich aus der Formel:

$$|G| = \left| (P_1 + 2 \cdot P_2 + P_3) - (P_7 + 2 \cdot P_8 + P_9) \right| + \left| (P_3 + 2 \cdot P_6 + P_9) - (P_1 + 2 \cdot P_4 + P_7) \right|$$

Diese drei Bilder zeigen die Resultate einer Kantendetektion unter Verwendung des "Sobel Edge Detector"- Algorithmus. Das erste Bild stellt die Originaldaten dar, während das zweite die Daten nach dem Algorithmus zeigen. Das dritte Bild zeigt die Daten des zweiten Bildes nach Anwendung eines Schwellwertfilters, auf diesem ist die geringe Rauschempfindlichkeit gut zu erkennen.

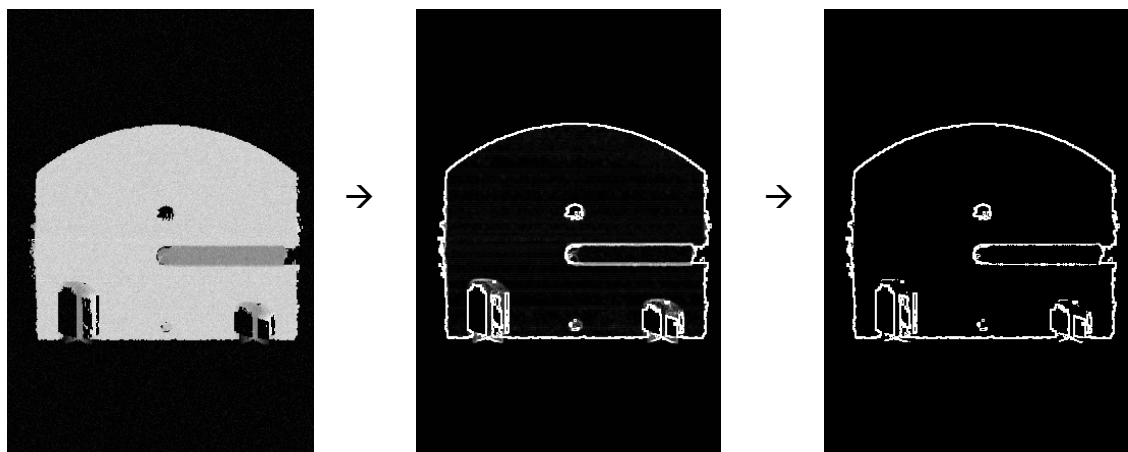


Abbildung 12 Beispiel: " Sobel Edge Detector"

2.4 Eignung der Algorithmen

2.4.1 Einführung

In diesem Kapitel werden Resultate aus Versuchen mit den unterschiedlichen Kantenerkennungsalgorithmen zusammengetragen. Für diese Versuche wurden Testbilder angefertigt und diese anschließend mit den Algorithmen analysiert. Nach den sehr guten Ergebnissen des SED- und des RED-Algorithmus, wurde der LoG- Algorithmus nicht mehr implementiert, stattdessen wurde ein Gauß-Filter mit anschließendem Schwellwert-Filter eingesetzt, welcher ebenfalls sehr gute Ergebnisse lieferte.

Es wurden insgesamt 18 Testbilder an unterschiedlichen Stellen des Reifens angefertigt. Die ersten 10 Testbilder dienten der genauen Bestimmung des Einfallswinkels des Lichtes. Anhand der übrigen acht Bilder wurde die Genauigkeit der Verfahren ermittelt.



Abbildung 13: Testbild angefertigt mit hoher Belichtungszeit

2.4.2 Versuchsaufbau

Der Versuchsaufbau wurde wie in Abbildung 14 zu sehen realisiert. Der Blickwinkel der Kamera ist dabei senkrecht zur Profiloberfläche ausgerichtet, während das Licht mit einem konstanten Winkel α auf das Profil trifft. Um eine möglichst hohe Genauigkeit bei der Messung mittels „Shape from Shadows“ zu erlangen, wurde der Abstand zwischen Kamera und Reifen möglichst gering gehalten (etwa 30cm). Die höhere Genauigkeit erzielt man aufgrund der höheren Auflösung (Pixel / mm), welche wiederum direkt mit dem Abstand zusammenhängt. Die Haltevorrichtung des Reifens ermöglicht es den Reifen radial zu drehen, so können mehrere Aufnahmen des Profils an unterschiedlichen Positionen angefertigt werden ohne die übrigen Parameter zu verändern.

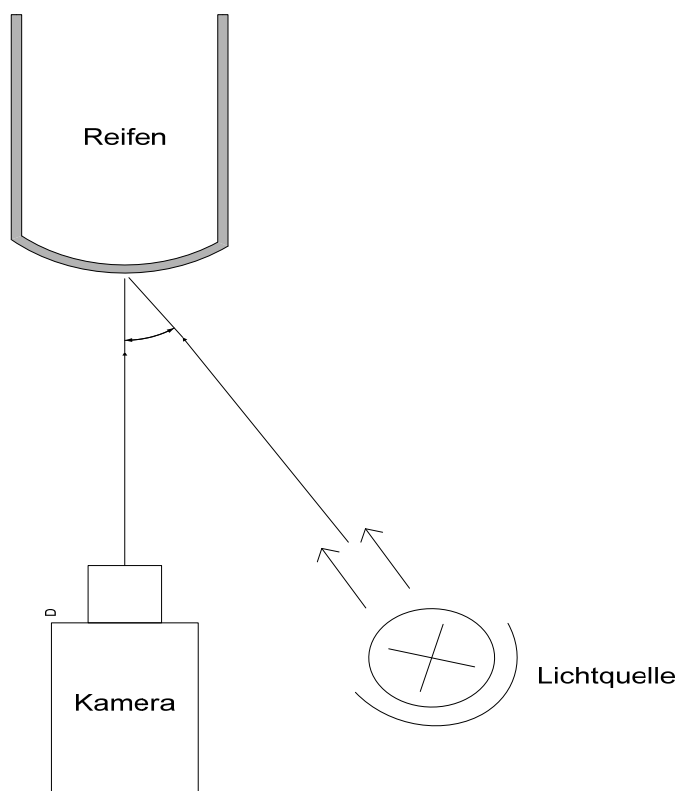


Abbildung 14: Draufsicht des Versuchsaufbaus

Alle weiteren Angaben zum Versuchsaufbau sind im Kapitel 4.1 zu finden.

2.4.3 Gauß-Schwellwert- Filter

2.4.3.1 Einführung

Das Gauß-Schwellwert- Filter (GS- Filter) wurde aufgrund der Testbilder implementiert. Diese Testbilder wurden mit unterschiedlicher Belichtungszeit angefertigt. Dabei schienen Bilder mit hoher Belichtungszeit besonders gut für die Analyse geeignet zu sein. Aufgrund der Tatsache, dass die Pixelwerte der belichteten Bereiche und der Schatten sehr weit auseinander liegen, wurde in Betracht gezogen, ein simples Schwellwert- Filter zu implementieren. Um das Rauschen zu minimieren wurde diesem ein Gauß- Filter vorangestellt.

2.4.3.2 Ergebnisse des GS- Filters

Die Ergebnisse des GS- Filters werden in diesem Kapitel zusammengetragen.



Abbildung 15: Schattenerkennung mittels GS- Filter

Abbildung 15 zeigt die Schattenerkennung mittels GS- Filters. Die Bereiche in der Mitte des Bildes wurden anschließend für die Analyse verwendet (s. Abbildung 16).

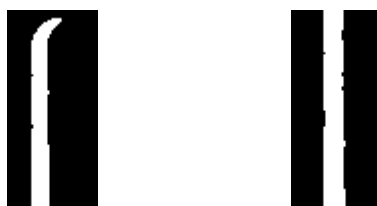


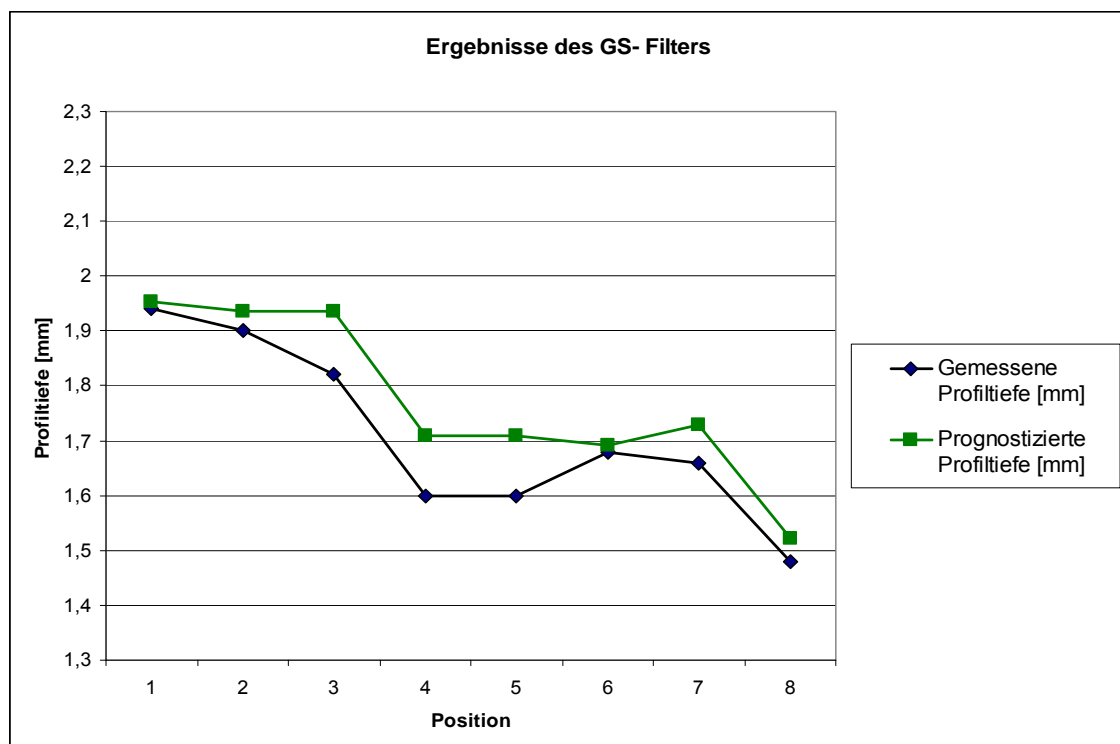
Abbildung 16: Analysierte Bildbereiche (Rechts und Mitte)

Aus der Analyse der acht Bilder resultieren die folgenden Ergebnisse:

Position	Breite [Pixel]	Breite [mm]	Winkel	Prognostizierte Profiltiefe [mm]	Gemessene Profiltiefe [mm]	Abs. Fehler
1	10,4	1,7931	47,4578	1,9539	1,94	0,0139
2	10,3	1,7759	47,4578	1,9352	1,90	0,0352
3	10,3	1,7759	47,4578	1,9352	1,82	0,1152
4	9,1	1,5690	47,4578	1,7097	1,60	0,1097
5	9,1	1,5690	47,4578	1,7097	1,60	0,1097
6	9,0	1,5517	47,4578	1,6909	1,68	0,0109
7	9,2	1,5862	47,4578	1,7285	1,66	0,0685
8	8,1	1,3966	47,4578	1,5218	1,48	0,0418

Tabelle 2: Ergebnisse des GS- Filters (Rechts)

Die prognostizierten und die gemessenen Profiltiefen werden im Graph 1 dargestellt.



Graph 1: Ergebnisse des GS- Filters (Rechts)

Die Resultate dieser Messreihe kann man durchweg als sehr gut bezeichnen. Weitere Optimierungen des Versuchsaufbaus und damit der zu analysierenden Bilder, würden die Ergebnisse noch weiter verbessern. Die Ergebnisse des mittleren Bildbereichs sind, in Bezug auf die Genauigkeit, nahezu identisch.

2.4.4 RED- Filter

2.4.4.1 Einführung

Das RED- Filter wurde wie in Kapitel 2.3.1 beschrieben, unter Verwendung von Simulink, in Hardware realisiert.

2.4.4.2 Ergebnisse des RED- Filters

Die Ergebnisse des RED- Filters werden in diesem Kapitel zusammengetragen.

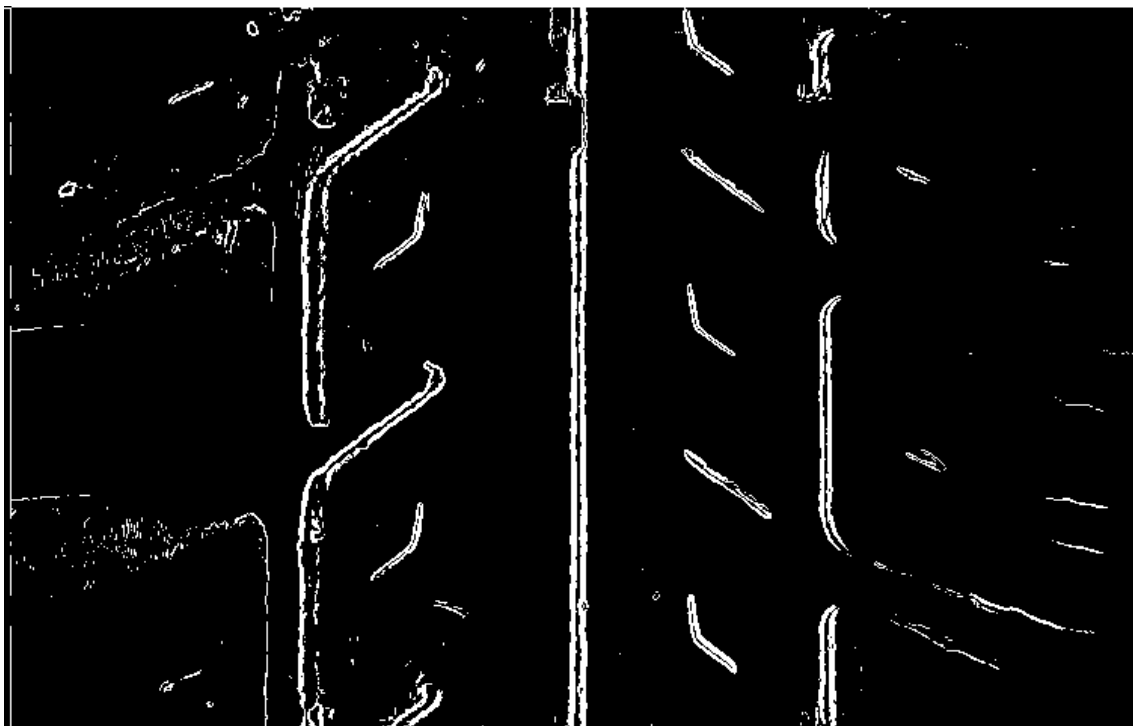


Abbildung 17: Schattenerkennung mittels RED- Filters

Abbildung 17 zeigt die Schattenerkennung mittels RED- Filters. Die Bereiche in der Mitte des Bildes wurden anschließend für die Analyse verwendet (s. Abbildung 18).



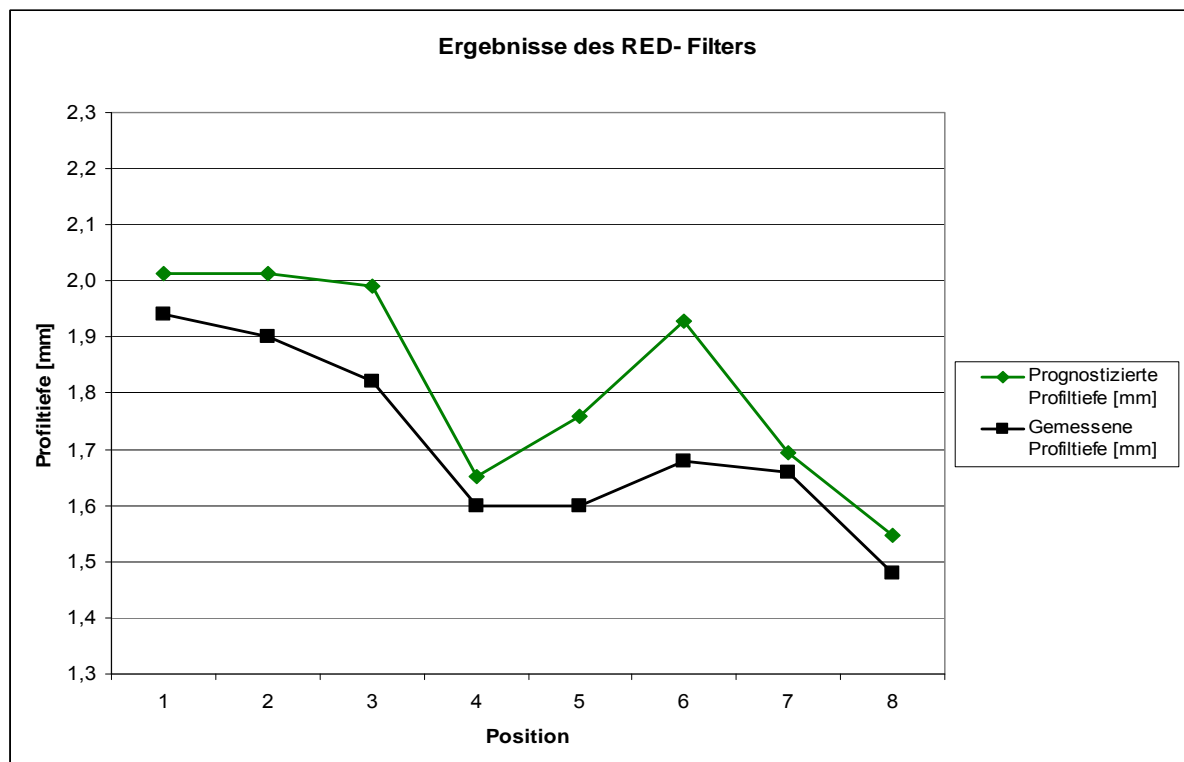
Abbildung 18: Analysierte Bildbereiche (Rechts und Mitte)

Aus der Analyse der acht Bilder resultieren die folgenden Ergebnisse:

Position	Breite [Pixel]	Breite [mm]	Winkel	Prognostizierte Profiltiefe [mm]	Gemessene Profiltiefe [mm]	Abs. Fehler
1	9,5	1,6379	50,8669	2,0131	1,94	0,0731
2	9,5	1,6379	50,8669	2,0131	1,90	0,1131
3	9,4	1,6207	50,8669	1,9919	1,82	0,1719
4	7,8	1,3448	50,8669	1,6529	1,60	0,0529
5	8,3	1,4310	50,8669	1,7588	1,60	0,1588
6	9,1	1,5690	50,8669	1,9283	1,68	0,2483
7	8,0	1,3793	50,8669	1,6952	1,66	0,0352
8	7,3	1,2586	50,8669	1,5469	1,48	0,0669

Tabelle 3: Ergebnisse des RED- Filters (Rechts)

Die prognostizierten und die gemessenen Profiltiefen werden im Graph 2 dargestellt.



Graph 2: Ergebnisse des RED- Filters (Rechts)

Dieses Filter erreicht nicht die Genauigkeit eines GS- Filters, trotzdem kann man diese Ergebnisse als zufrieden stellend bezeichnen. Weitere Optimierungen des Versuchsaufbaus und damit der zu analysierenden Bilder, würden auch hier die Ergebnisse weiter verbessern. Die Ergebnisse des mittleren Bildbereichs sind, in Bezug auf die Genauigkeit, nahezu identisch.

2.4.5 SED- Filter

2.4.5.1 Einführung

Das SED- Filter wurde wie in Kapitel 2.3.2 beschrieben, unter Verwendung von Simulink, in Hardware realisiert.

2.4.5.2 Ergebnisse des RED- Filters

Die Ergebnisse des SED- Filters werden in diesem Kapitel zusammengetragen.



Abbildung 19: Schattenerkennung mittels SED- Filters

Abbildung 19 zeigt die Schattenerkennung mittels RED- Filters. Die Bereiche in der Mitte des Bildes wurden anschließend für die Analyse verwendet (s. Abbildung 20).



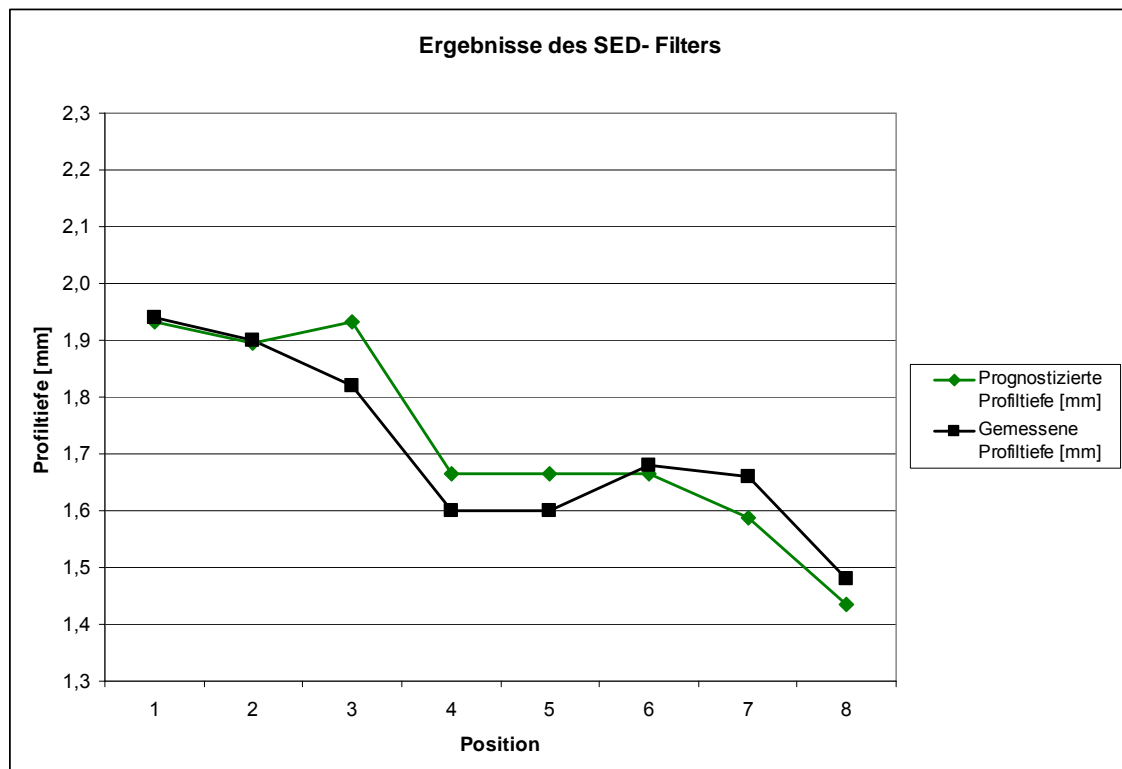
Abbildung 20: Analysierte Bildbereiche (Rechts und Mitte)

Aus der Analyse der acht Bilder resultieren die folgenden Ergebnisse:

Position	Breite [Pixel]	Breite [mm]	Winkel	Prognostizierte Profiltiefe [mm]	Gemessene Profiltiefe [mm]	Abs. Fehler
1	9,5	1,6379	47,9870	1,9331	1,94	0,0069
2	9,5	1,6379	47,9870	1,8948	1,90	0,0052
3	9,4	1,6207	47,9870	1,9331	1,82	0,1131
4	7,8	1,3448	47,9870	1,6652	1,60	0,0652
5	8,3	1,4310	47,9870	1,6652	1,60	0,0652
6	9,1	1,5690	47,9870	1,6652	1,68	0,0148
7	8,0	1,3793	47,9870	1,5886	1,66	0,0714
8	7,3	1,2586	47,9870	1,4355	1,48	0,0445

Tabelle 4: Ergebnisse des SED- Filters (Rechts)

Die prognostizierten und die gemessenen Profiltiefen werden im Graph 3 dargestellt.

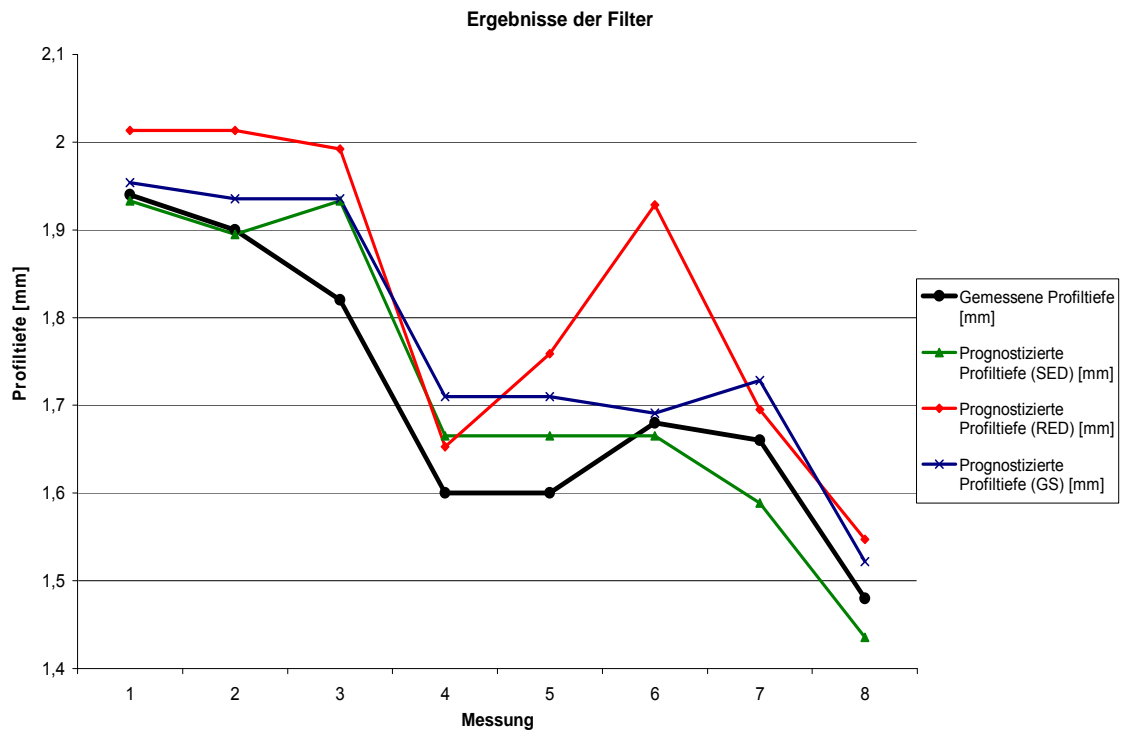


Graph 3: Ergebnisse des SED- Filters (Rechts)

Das Analyseverfahren mittels SED- Filters liefert die genauesten Resultate. Auch bei diesem Filter gilt: Eine Optimierung des Versuchsaufbaus würde auch hier die Genauigkeit erhöhen. Ebenso gilt die nahezu identische Genauigkeit für die mittleren Bildbereiche.

2.4.6 Resümee

Die Messreihen zeigen, dass sich die drei Filter grundsätzlich für die Analyse eignen. Aufgrund der leichten Genauigkeitsvorteile des SED- Filters gegenüber den anderen Filtern, sollte die Analyse der Bilder jedoch unter Verwendung eben jenes Filters erfolgen.



Graph 4: Ergebnisse der drei Filter

3 3D- Analyse des Reifenprofils

3.1 3D- Analyse

3.1.1 Einführung 3D- Analyse

Die in den vorangehenden Kapiteln vorgestellten Methoden erlauben es, eine 3D- Analyse des Reifenprofils durchzuführen. Für diese Analyse wurden weitere Testbilder erzeugt, welche den Reifen von beiden Seiten illuminieren. Anschließend wurden diese Bilder analysiert und ein 3D- Modell erzeugt. Die Ergebnisse dieser Analysen werden in diesem Kapitel zusammengetragen.

3.1.2 Generierung der Testbilder

Die Analyse eines einzelnen Testbildes liefert lediglich Informationen über eine der Kanten. Um nun ein 3D- Modell des mittleren Profils generieren zu können war also die Anfertigung zweier Bilder mit unterschiedlichen Belichtungsrichtungen nötig. Die Kombination der Daten aus den zwei analysierten Bildern liefert ein 3D- Modell des Reifenprofils.

Die Bilder wurden unter Verwendung des im Kapitel 2.4.2 beschriebenen Testaufbaus angefertigt.

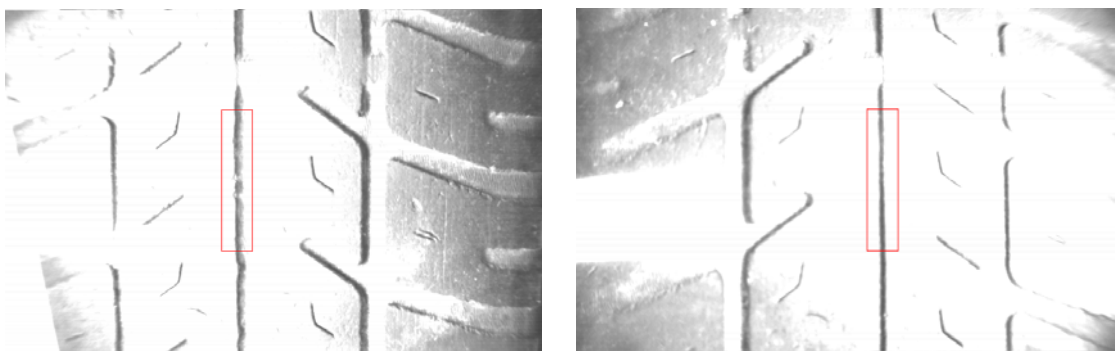


Abbildung 21: Testbilder für die 3D- Analyse mit unterschiedlichen Belichtungsrichtungen

3.1.3 Ergebnisse der 3D- Analyse

Aus den gewonnenen Daten der Testbild- Analysen wurde ein 3D- Modell generiert. Der analysierte Bereich ist in Abbildung 21 rot markiert. Das 3D- Modell des mittleren Reifenprofils ist in Abbildung 22 dargestellt.

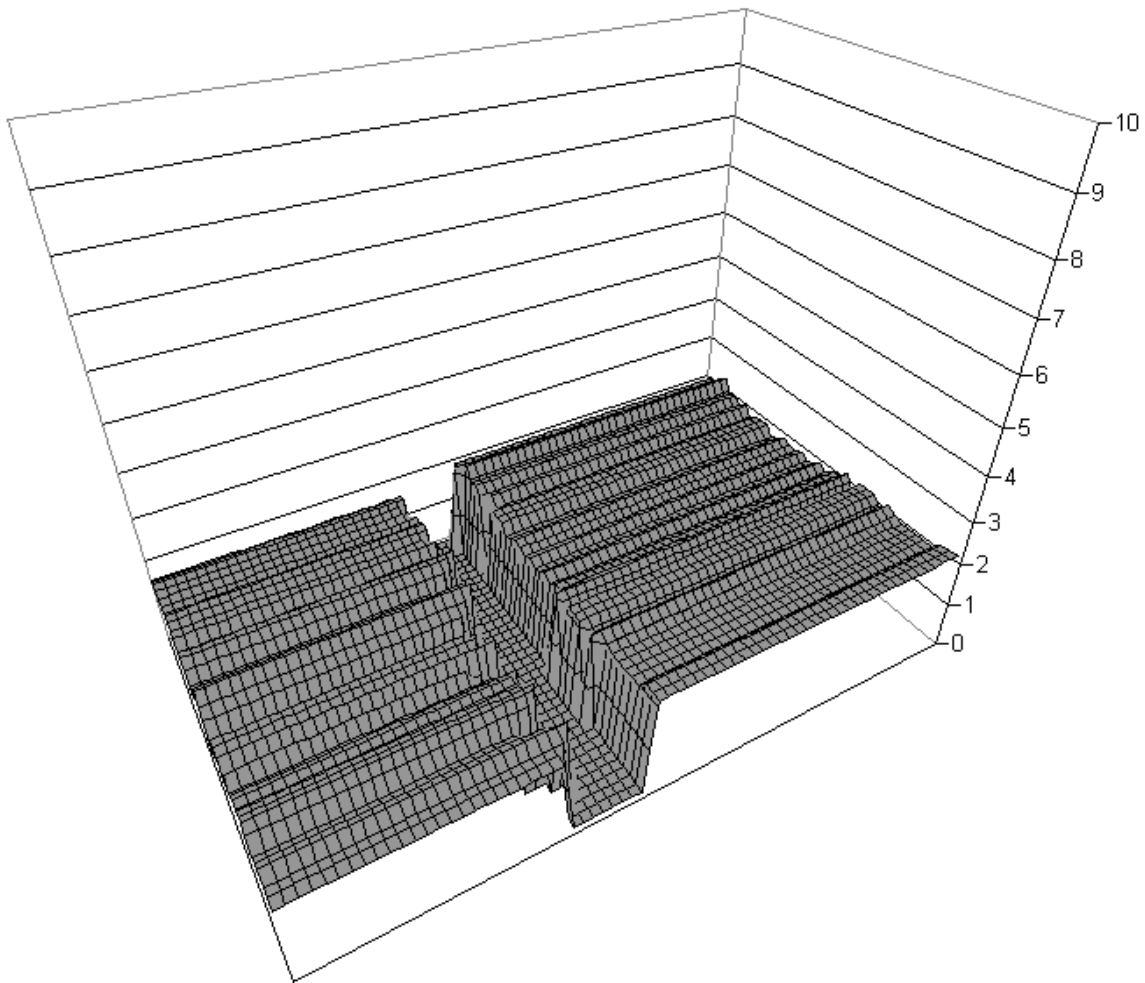


Abbildung 22: 3D- Modell des mittleren Reifenprofils

4 Anhänge

4.1 Messaufbau

Teststreifen: Fulda, Diadem Linero, 175/65 R14 82T

Kamerasystem: Quadrix- Modul , Hersteller FH-Ge

Lichtquellen: LED- Strahler, Wellenlänge: 880nm, Hersteller FH-Ge

Messgerät zur manuellen Profiltiefenmessung: Messschieber Mitutoyo 522-600

4.2 Abkürzungen

FPGA Field Programmable Gate Array

FH-Ge Fachhochschule Gelsenkirchen

4.3 Literatur

- [Daum98] M. Daum and G. Dudek. On 3-d surface reconstruction using shape from shadows. In *IEEE Conf. on Comp. Vision and Patt. Recog.*, pages 461-468, 1998.
- [Hat89] M. Hatzitheodorou. The derivation of 3-d surface shape from shadows. In *Proc. Image Understanding Workshop*, pages 1012-1020, 1989.
- [Kend89] J. Kender and E. Smith. Shape from darkness. In *Int. Conf. on Computer Vision*, pages 539-546, 1987.
- [Yiz07] Yizhou Yu, Department of Computer Science University of Illinois at Urbana-Champaign
- [Lang95] M. Langer, G. Dudek, and S.W. Zucker. Space occupancy using multiple shadowimages. In *Proceedings IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 390-396, 1995.
- [Yu02] Y. Yu and J.T. Chang. Shadow graphs and surface reconstruction. In *7th European Conference on Computer Vision*, volume II, pages 31-45, 2002.