

Rauschunterdrückung in einer nicht ausgerichteten Bildfolge

DIPLOMARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur/in

im Rahmen des Studiums

Medieninformatik

eingereicht von

Richard Kloibhofer

Matrikelnummer 0625847

an der
Fakultät für Informatik der Technischen Universität Wien

Betreuung
Betreuer/in: Univ.-Prof. Dr. Margrit Gelautz
Mitwirkung: Univ.-Ass. Dr. Christoph Rhemann

Wien, 01.10.2011

(Unterschrift Verfasser/in)

(Unterschrift Betreuer/in)

Abstract

Eliminating noise in images is an important pre-processing step for many tasks in digital image processing. While most denoising methods operate on single images, better results can be achieved by using a sequence of images depicting the same scene. However, the individual images in such image sequences are usually misaligned due to camera movement throughout the image acquisition. As a consequence, existing methods rely on error-prone image registration techniques as a pre-processing step.

Therefore, the goal of this work is to remove noise in image sequences without the need to register the slightly misaligned individual images. Our proposed algorithm works by computing the color of each pixel in the denoised image as a weighted average of all other pixels in the image sequence. To compute the weighting, a reference image is first selected from the image sequence. The influence (weighting factor) of each pixel in the image sequence on the averaging is determined by its color similarity to the corresponding pixel in the reference frame. Since pixels with high influence can also occur at pixel coordinates different to the pixel in the reference frame, our method is robust to misalignments in the image sequence.

In the context of this work, we further address the problem of atmospheric haze. Haze occurs due to scattering of the incident light caused by fog or dust. As a consequence, the light that reaches the camera sensor is attenuated. To remove the haze in the images, a recently proposed method for image dehazing is implemented to further improve results. The experimental results show that the proposed method is capable of achieving results that exceed the quality of a recently proposed algorithm that relies on a pre-registration of the input image sequence. Further experiments compare our multi-image denoising method to algorithms that operate on a single image only. Results show that the use of image sequences can considerably improve results, especially in the presence of strong noise.

Zusammenfassung

Die Entfernung störender Rauschartefakte in Bildern ist ein wichtiger Vorverarbeitungsschritt für viele Aufgabenstellungen in der digitalen Bildverarbeitung. Die meisten Rauschunterdrückungsverfahren arbeiten auf Einzelbildern. Stehen jedoch mehrere Aufnahmen derselben Szene zur Verfügung, können Redundanzen in dieser Bildfolge dazu verwendet werden, um bessere Resultate zu erzielen. Ein Problem bei der Aufnahme solcher Bildsequenzen stellt die durch Kamerabewegungen bedingte Verschiebung der Einzelbilder dar. Bestehende Methoden zur Rauschunterdrückung in Bildsequenzen sind daher auf eine aufwändige und oft fehleranfällige Registrierung der verschobenen Einzelbilder angewiesen.

Folglich besteht das Ziel dieser Arbeit darin, Bildrauschen in einer Bildsequenz zu unterdrücken ohne eine Bildregistrierung durchzuführen. Die in dieser Arbeit vorgestellte Methode berechnet die Farbe eines Pixels im rauschfreien Bild als eine gewichtete Mittelung aller Pixel der Bildfolge. Um die Gewichtung zu berechnen wird ein Referenzbild aus der Sequenz ausgewählt. Der Einfluss (Gewichtung) eines Bildpunktes der Bildsequenz auf die Mittelung wird durch dessen Farbähnlichkeit zum jeweiligen Pixel des Referenzbildes bestimmt. Pixel mit hohem Einfluss können auch an Stellen im Bild auftreten, welche nicht mit den Pixelkoordinaten im Referenzbild übereinstimmen. Dadurch werden Verschiebungen im Bild toleriert.

Im Kontext dieser Arbeit wurde des Weiteren das Problem von atmosphärisch bedingten Trübungen behandelt. Solche Eintrübungen entstehen durch die Streuung des einfallenden Lichtes durch Staub- oder Nebelpartikel. Dadurch erreicht das Licht die Kamera nur in abgeschwächter Form. In dieser Arbeit wurde eine kürzlich vorgestellte Methode zur Verminderung dieser Eintrübungen implementiert, um die Resultate weiter zu verbessern. Unsere Experimente zeigen, dass der in dieser Arbeit vorgestellte Algorithmus bessere Resultate erzielen kann als eine kürzlich präsentierte Methode, welche eine aufwändige Registrierung der Einzelbilder voraussetzt. Weitere Experimente verdeutlichen den Vorteil

gegenüber Methoden, welche lediglich auf Einzelbildern operieren. Vor allem bei stark verrauschten Bildern konnten in unseren Experimenten deutlich bessere Resultate erzielt werden.

Inhaltsverzeichnis

1. EINLEITUNG	6
1.1. <i>MOTIVATION UND PROBLEMSTELLUNG</i>	8
1.2. <i>KONTRIBUTION</i>	8
1.3. <i>ORGANISATION</i>	10
2. GRUNDLAGEN UND STAND DER TECHNIK	11
2.1. <i>GRUNDLAGEN</i>	11
2.2. <i>RAUSCHUNTERDRÜCKUNG IN EINZELBILDERN</i>	12
2.2.1. <i>Mittelwertfilter</i>	13
2.2.2. <i>Gaußfilter</i>	13
2.2.3. <i>Bilateraler Filter</i>	16
2.2.4. <i>Schnelle Bilaterale Filterung</i>	23
2.2.5. <i>Bilaterale Medianfilter</i>	26
2.2.6. <i>Doppelte Bilaterale Filterung</i>	27
2.2.7. <i>Adaptive Bilaterale Filterung</i>	30
2.2.7. <i>Trilaterale Filterung</i>	33
2.2.8. <i>Bilaterale Filterung mittels ROAD-Statistik</i>	38
2.2.9. <i>Bilaterale Filterung mittels ROLD-Statistik</i>	40
2.2.10. <i>Weitere Filterungsmethoden</i>	41
2.3. <i>RAUSCHUNTERDRÜCKUNG IN BILDFOLGEN</i>	47
2.3.1. <i>Multi-Image Denoising</i>	47
2.3.2. <i>Joint Bilateral Filter</i>	48
2.3.3. <i>Dual Bilateral Filter</i>	50
2.3.4. <i>ASTA Filter</i>	51
2.3.5. <i>Dreidimensionale Anisotropische Diffusion</i>	53
3. IMPLEMENTIERUNG	54
3.1. <i>GEWICHTETE RAUSCHUNTERDRÜCKUNG</i>	55
3.2. <i>DEHAZING</i>	60
4. RESULTATE	64
4.1. <i>VERGLEICH MIT EINZELFILTERUNG</i>	64
4.2. <i>VERGLEICH BEI VERWENDUNG UNTERSCHIEDLICHER REFERENZBILDER</i>	72
4.3. <i>VERGLEICH MIT MULTIDIMENSIONALER FILTERUNG</i>	79
5. ZUSAMMENFASSUNG	82
REFERENZEN	84
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	87

1. Einleitung

Die Durchführung einer Rauschunterdrückung stellt eine Standardoperation in der digitalen Bildverarbeitung dar. Dabei repräsentiert der Begriff des Bildrauschens all jene unerwünschten Komponenten in Digitalaufnahmen, die den zugrunde liegenden Bildinhalt verfälschen [1] und somit die Qualität des Bildes mindern. Das Ziel von Rauschunterdrückungsverfahren (Filterungsmethoden) stellt somit die Entfernung von Rauschartefakten dar, wobei eine gleichzeitige Aufrechterhaltung wichtiger Bildinformationen gewährleistet werden soll [2]. Für diesen Zweck wird eine (meist lokale) Nachbarschaftsregion um den jeweils betrachteten Bildpunkt definiert, um für diese Pixelposition einen neuen rauschfreien Intensitätswert zu bestimmen [3].

Zu Beginn der digitalen Bildverarbeitung wurden hinsichtlich der Rauschunterdrückung vorwiegend lineare Filterungsmethoden eingesetzt, die sich durch ihre Einfachheit und leichte Implementierung auszeichnen [4]. Die Haupteigenschaft linearer Filterungsoperationen bezieht sich auf die Art der Berechnung neuer Pixelwerte. Diese ergeben sich aus einer linearen Kombination der in einer Nachbarschaftsregion befindlichen Bildpunkte des Ausgangsbildes [3]. Dadurch werden alle in dem jeweils betrachteten Nachbarschaftsbereich befindlichen Intensitätswerte für die Berechnung neuer Pixelwerte miteinbezogen. Die Intuition hinter dieser Vorgehensweise besteht darin, dass benachbarte Bildpunkte eines aufgenommenen Objekts ähnliche oder gleiche Helligkeitswerte aufweisen, wodurch vorhandenes Rauschen durch Mittelung lokaler Nachbarschaftsregionen unterdrückt werden kann [3]. Diesbezüglich werden in Abbildung 1 vergrößerte Nachbarschaftsbereiche um jeweils zwei Bildpunkte dargestellt. Die linke obere Region enthält nahezu identische Grauwerte, wodurch eine Mittelung vorhandene Rauschartefakte bei gleichzeitiger Aufrechterhaltung des ursprünglichen Bildsignals entfernen würde. Im Gegensatz dazu setzt sich die Nachbarschaftsregion rechts unten aus zwei Teilbereichen zusammen, deren imaginäre Grenze entlang der Bilddiagonale liegt. Ein Bereich enthält helle, der andere dunkle Intensitätswerte, womit auf einen Kantenverlauf hingewiesen wird.

Das Problem der linearen Filterung besteht darin, dass der Bildinhalt beziehungsweise die Intensitätsschwankungen innerhalb der Nachbarschaft nicht berücksichtigt werden, wodurch

ein Verwischen von Kantenverläufen auftritt [5]. Ein weiterer unerwünschter Nebeneffekt besteht darin, dass kein Unterschied zwischen kleinen Bilddetails und Rauschartefakten erkannt wird [6]. Somit besteht die Gefahr, dass detaillierte Informationen entfernt werden und dadurch neue Verfälschungen entstehen.

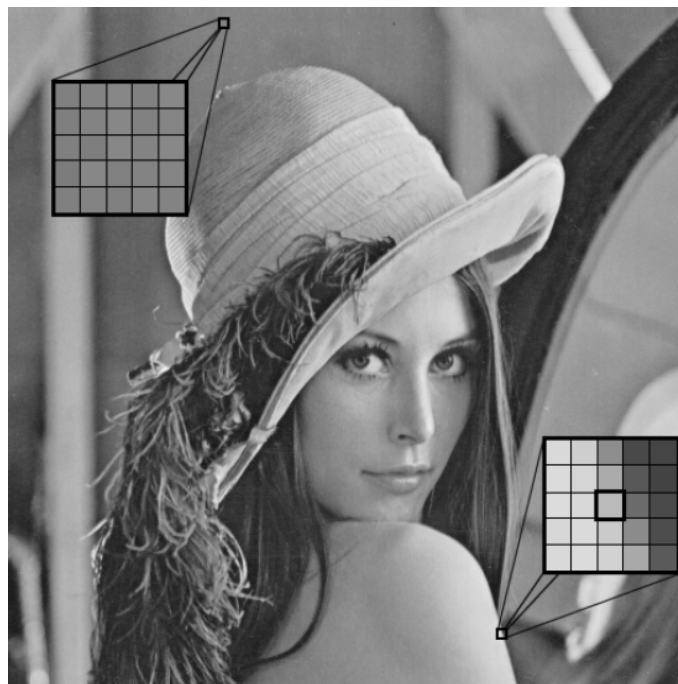


Abbildung 1: Darstellung zweier Nachbarschaftsregionen mit und ohne Kante (Abbildung abgeändert aus [7]).

Eine Möglichkeit, die Kanten im Bild aufrecht zu erhalten, stellen Operationen dar, die neue Pixelwerte auf Basis eines gewichteten Durchschnitts von in der Nähe befindlichen Bildpunkten berechnen. Im Gegensatz zu linearen Filterungsmethoden werden bei diesen Verfahren auch die Intensitätswerte benachbarter Bildpunkte in die Berechnung miteinbezogen, sodass ein Nachbarschaftspixel den jeweils betrachteten Bildpunkt nur dann beeinflusst, wenn beide einen ähnlichen Intensitätswert aufweisen. Die Ausgabe stellt somit keine lineare Funktion der Eingabedaten dar. Folglich werden Methoden, die eine Umsetzung dieser Vorgehensweise anstreben, als nicht-lineare Filter bezeichnet.

1.1. Motivation und Problemstellung

Im Rahmen unterschiedlicher Aufgabenstellungen kann es vorkommen, dass sich eine Digitalaufnahme aufgrund der im Bildinhalt enthaltenen Rauschartefakte für weiterführende Bearbeitungsschritte als nicht zweckmäßig erweist. Fehlbedienungen der Kamera, falsche Fokussierungseinstellungen oder Bewegungen der aufzunehmenden Objekte beziehungsweise der Kamera stellen Beispiele dar, wodurch die Qualität des aufgenommenen Bildes verringert wird [8]. In diesem Zusammenhang können Rauschunterdrückungsverfahren für die notwendige Eliminierung der im Bildinhalt enthaltenen Störpixel verwendet werden.

Bei Vorliegen eines einzigen Bildes besteht die Schwierigkeit hinsichtlich einer durchzuführenden Rauschunterdrückung darin, dass das zum Einsatz kommende Rauschmodell auf Basis einer lokalen Nachbarschaftsregion operiert. Das heißt, dass nur die innerhalb dieses Bereichs befindlichen Bildpunkte für die Berechnung des neuen Intensitätswertes zur Verfügung stehen. Die vorliegende Arbeit hingegen verwendet mehrere Bilder von ein und derselben Szene und kann so korrespondierende Bildinformationen in den unterschiedlichen Aufnahmen für die Rauscheliminierung heranziehen. Verwandte Arbeiten setzen voraus, dass die Bilder zueinander korrekt ausgerichtet sind. Da diese Bedingung beispielsweise bei Kamerabewegungen während der Bildaufnahmen nicht mehr gegeben ist, muss die Pixelkorrespondenz im Nachhinein wiederhergestellt werden, wodurch sich im Kontext einer Rauschunterdrückung ein zusätzlicher Aufwand ergibt. Im Rahmen dieser Arbeit wird eine Methode vorgestellt, welche das Bildrauschen in Bildsequenzen unterdrückt und keine Bildregistrierung benötigt.

1.2. Kontribution

Die meisten Rauschunterdrückungsverfahren erwarten als Eingabe ein einziges Bild [9]. Dem gegenüber stehen Strategien, die auf mehreren Eingabebildern basieren. Neben Filterungsmethoden, die sich auf Videosequenzen spezialisieren, existieren auch Ansätze, die eine Sequenz identischer Kopien des gleichen Bildes erwarten, wobei jedes unabhängig voneinander durch Rauschstörungen beeinträchtigt wurde. In diesem Zusammenhang kann

ein rauschfreies Bild dahingehend erzeugt werden, indem über jedes korrespondierende Pixel der Bildsequenz gemittelt wird [3] [9].

Eine Bildsequenz bestehend aus Aufnahmen von ein und derselben Szene kann beispielsweise von einer Videokamera oder einer Reihenaufnahme mit einer Fotokamera erzeugt werden. Dadurch sind die einzelnen Bilder einer Sequenz (leicht) verschoben und müssen in einem Vorverarbeitungsschritt zueinander registriert werden. In [10] werden diesbezüglich unterschiedliche Bildausrichtungsalgorithmen vorgestellt.

In dieser Diplomarbeit wird eine Methode vorgestellt, welche ein rauschfreies Bild aus einer Sequenz von zueinander verschobenen Bildern berechnet, ohne die Aufnahmen aufeinander zu registrieren. Um dies zu bewerkstelligen, wird jeder Bildpunkt als gewichtetes Mittel aller innerhalb einer lokalen Nachbarschaftsregion befindlichen Pixel der Bildsequenz definiert. Der Einfluss (Gewicht) eines jeden Bildpunktes auf die Mittelwertbildung wird (ähnlich wie bei der bilateralen Filterung [11]) durch seine räumlichen Nähe (in absoluten Bildkoordinaten) und durch die Helligkeitsähnlichkeit zum jeweils betrachteten Pixel bestimmt. In Abbildung 2 wird die Funktionsweise grafisch dargestellt. Dabei wird um ein und dieselbe Position in allen Aufnahmen eine gleich große Nachbarschaftsregion extrahiert, wobei sich der neue Wert aus dem gewichteten Mittel aller in diesen Regionen enthaltenen Bildpunkte ergibt.

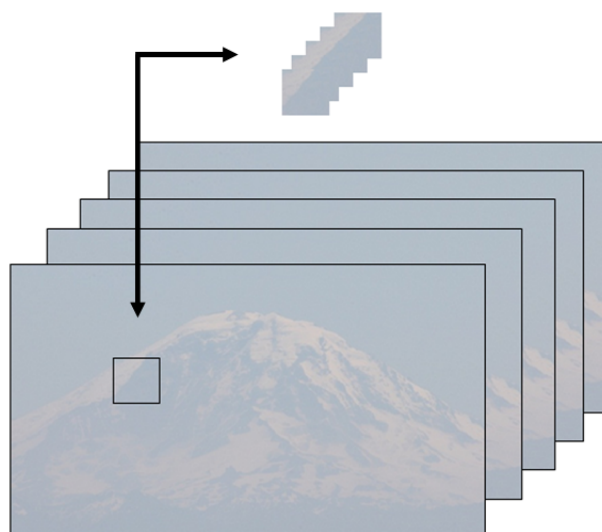


Abbildung 2: Bestimmung lokaler Nachbarschaftsregionen, die für die Berechnung des neuen Intensitätswertes herangezogen werden. Die verwendeten Aufnahmen wurden aus [9] entnommen.

1.3. Organisation

Der Aufbau dieser Arbeit gliedert sich wie folgt: in Abschnitt 2 wird auf den aktuellen Stand der Technik eingegangen, wobei die Filterungsmethoden anhand der Anzahl der erwarteten Eingabebilder (Einzelbild oder Bildsequenz) kategorisiert werden. In diesem Zusammenhang werden unterschiedliche Implementierungsmöglichkeiten beziehungsweise abgeänderte Versionen des bilateralen Filters vorgestellt. In Abschnitt 3 wird der implementierte Algorithmus präsentiert, der eine Filterung über eine aufgenommene Bildsequenz durchführt. Dabei werden die einzelnen Bearbeitungsschritte und deren Zusammenspiel untereinander näher erläutert. Abschnitt 4 präsentiert die Ergebnisse, welche mit der vorgestellten Methode erreicht wurden. Dabei werden Vergleiche zu anderen Filterungsmethoden durchgeführt und Gegenüberstellungen von Ergebnissen angestrebt, die durch unterschiedliche Parametereinstellungen hervorgebracht wurden. In Abschnitt 5 erfolgt eine kurze Zusammenfassung der vorgestellten Methode, wobei auf weitere Forschungsideen für zukünftige Arbeiten hingewiesen wird.

2. Grundlagen und Stand der Technik

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen der Rauschunterdrückung und verschiedene Verfahren für die Eliminierung störender Rauschartefakte erläutert, wobei der Schwerpunkt auf kantenerhaltenden Filterungsmethoden wie beispielsweise der bilateralen Filterung liegt. Diese Operationen lassen sich in zwei Kategorien einteilen, je nachdem, ob der jeweilige Algorithmus als Eingabe ein einziges Bild oder eine Bildfolge erwartet.

2.1. Grundlagen

Das Problemwesen bei der Rauschunterdrückung wird von den charakteristischen Eigenschaften der vorhandenen Störartefakte beziehungsweise von der Art des Bildrauschens bestimmt [7]. Da das Rauschen in Bildern für gewöhnlich durch probabilistische Merkmale gekennzeichnet ist [3], können die in einer Digitalaufnahme vorhandenen Rauschstörungen durch eine mathematische Funktion (Bildrauschmodell) approximiert werden, wobei die Präsenz einzelner Störpixel auf einer Wahrscheinlichkeitsverteilung basiert. Diese Modelle sorgen für eine angemessene Beschreibung hinsichtlich der in einem Bild enthaltenen Rauschartefakte. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass unterschiedliche Rauschquellen verschiedene Arten des Bildrauschens hervorrufen [2]. Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dass eine Abhängigkeitsbeziehung zwischen dem jeweils zugrunde liegenden Bildinhalt und den vorhandenen Rauschstörungen besteht [3], welche die Merkmalsausprägungen der Störartefakte beeinflusst. So kann beispielsweise bei einer Bildübertragung ein Rauschen aufgrund von Störungen des Übertragungskanals auftreten, sodass diese signalunabhängigen Störartefakte durch ein additives Rauschmodell beschrieben werden können [3] [12]. Werden die zu den Bildpunkten hinzugefügten Störwerte von einer Gaußverteilung bestimmt, so wird diese Konstellation als additives Gaußsches Rauschen bezeichnet (Abbildung 3b).

Eine weitere Variante des Bildrauschens stellen impulsive Störartefakte (Impulsive Noise) dar. Dabei wird das Bild durch individuelle Störpixel verfälscht, deren Helligkeitswerte sich stark von den Werten der benachbarten Bildpunkte unterscheiden [3]. Das Salz-und-Pfeffer-Rauschen (Salt-and-Pepper-Noise) stellt einen Vertreter des impulsiven Bildrauschens dar. Dabei wird der Bildinhalt durch den Austausch von weißen und schwarzen Pixelwerten

verfälscht (Abbildung 3c), womit Salz-und-Pfeffer-Rauschen auch als gesättigtes impulsives Rauschen bezeichnet wird [3].

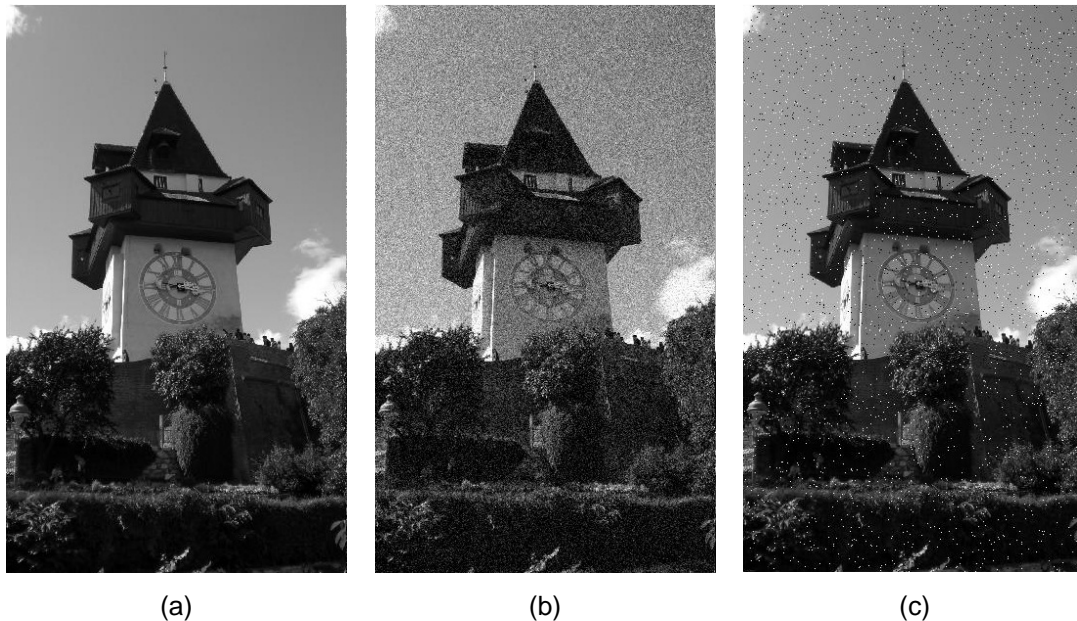


Abbildung 3: Gegenüberstellung einer Originalaufnahme des Grazer Uhrturms (a) mit Bildern, die durch Gaußsches (b) beziehungsweise Salz-und-Pfeffer-Rauschen (c) verfälscht wurden.

Die Schwierigkeit im Rahmen einer Rauschunterdrückung besteht darin, ein angemessenes Bildrauschmodell einzusetzen, welches eine zuverlässige Unterscheidung zwischen rauschfreien und verfälschten Pixelwerten gewährleistet. Im Allgemeinen sind Rauschunterdrückungsverfahren, die für die Entfernung von Gaußschem Bildrauschen prädestiniert sind, nicht in der Lage, impulsive Störpixel ausreichend zu eliminieren, da diese als zu erhaltende Kanten interpretiert werden [7]. Liegen jedoch Informationen über die charakteristischen Eigenschaften der zu entfernenden Rauschstörungen vor, wie beispielsweise statistische Bildrauschparameter, so können diese für eine entsprechende Anpassung der zum Einsatz kommenden Methode herangezogen werden [3].

2.2. Rauschunterdrückung in Einzelbildern

Die meisten Rauschunterdrückungsverfahren arbeiten auf Einzelbildern. Dabei werden die Intensitätswerte des gefilterten Bildes als eine Funktion der Pixelwerte berechnet, die sich im Ausgangsbild in einer kleinen lokalen Nachbarschaftsregion um den jeweils betrachteten

Bildpunkt befinden [11]. Folglich werden derartige Methoden in den nächsten Abschnitten vorgestellt, wobei der Schwerpunkt auf der bilateralen Filterung liegt.

2.2.1. Mittelwertfilter

Die einfachste Variante hinsichtlich der Filterung eines Einzelbildes stellt der Mittelwertfilter dar. Bei dieser Methode wird jeder Pixelwert durch den Durchschnitt seiner benachbarten Bildpunkte ersetzt [13]. Dadurch werden jene Bildpunkte, die sich innerhalb der betrachteten Nachbarschaftsregion befinden, bei der Berechnung des neuen Intensitätswertes gleich stark miteinbezogen. Andere Ansätze hingegen nehmen eine entsprechende Gewichtung der benachbarten Bildpunkte vor. Dadurch werden Pixelpositionen, die sich in der Nähe des Nachbarschaftszentrums befinden, stärker in die Berechnung des neuen Intensitätswertes miteinbezogen als jene, die gerade noch von der Nachbarschaftsregion erfasst werden. Ein Beispiel hierfür stellt der im nächsten Abschnitt vorgestellte Gaußfilter dar.

2.2.2. Gaußfilter

Eine der bekanntesten Filterungsmethoden im Bereich der Bildverarbeitung stellt der Gaußfilter dar. Im Vergleich zum Mittelwertfilter werden bei dieser Filterung die Intensitätswerte des neuen Bildes aus dem gewichteten Durchschnitt benachbarter Bildpunkte berechnet [14]. Die intuitive Begründung des vom Gaußfilter eingeschlagenen Berechnungsvorgangs basiert auf zwei Annahmen [11]:

- Angrenzende Bildpunkte weisen ähnliche Intensitätswerte auf. Folglich erscheint eine Mittelung benachbarter Pixelwerte als eine angemessene Methode, um die neuen Intensitätswerte des rauschfreien Bildes zu berechnen.
 - Die Rauschartefakte, die eine Verfälschung benachbarter Pixel verursachen, weisen eine geringere Korrelation auf als die tatsächlichen Pixelwerte. Somit kann durch die Mittelung benachbarter Bildpunkte das Bildrauschen entfernt werden während das Bildsignal selbst erhalten bleibt.
-

Um eine gewichtete Durchschnittsbildung zu bewerkstelligen, wird bei der Gaußfilterung das Eingabebild mit einer Filtermaske gefaltet. Die Anwendung der Faltungsoperation lässt sich dadurch begründen, dass bei einer Gaußfilterung keine Abhängigkeitsbeziehung zu dem zugrunde liegenden Bild besteht, da für die Gewichtung nur die räumlichen Pixelpositionen herangezogen werden und nicht deren Intensitätswerte. Für die Auslegung der in der Filtermaske befindlichen Gewichtungsfaktoren wird als Vorlage die Gaußsche Glockenkurve herangezogen. Folglich wird die Rauschunterdrückung mit Hilfe eines Gaußfilters auch als Gaußsche Faltung (Gaussian Convolution) bezeichnet. Durch die Gaußsche Gewichtungsauslegung nimmt der Einfluss benachbarter Bildpunkte mit zunehmender räumlicher Distanz zu dem im Zentrum der Filtermaske befindlichen Bildpunkt (Zentrumspixel) ab. Weiter entfernte Bildpunkte fließen somit weniger stark in das Ergebnis mit ein als unmittelbar angrenzende Pixelwerte. Im diskreten Darstellungsbereich ist der Gaußfilter folgendermaßen definiert [14]:

$$GC[I]_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma}(\|p - q\|) I_q \quad (1)$$

$GC[I]_p$ kennzeichnet das Resultat einer Gaußschen Filterung an der Pixelposition p ausgehend vom Eingabebild I . Die Menge S umfasst alle möglichen Pixelpositionen von I . Die Funktion $G_{\sigma}(x)$ steuert die räumliche Nähe zweier Bildpunkte auf Basis einer Gaußverteilung und wird demzufolge auch als Filterkern beziehungsweise Gaußkern bezeichnet. Als Eingabeparameter wird die Euklidische Distanz $\|p - q\|$ zwischen den jeweils betrachteten Pixelpositionen erwartet. Die mathematische Definition des Gaußschen Filterkerns wird folglich ausgedrückt als [14]:

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Die Steuerung des Gaußfilters erfolgt über den Parameter σ , der die Größe der Nachbarschaftsregion bestimmt [14]. Dabei gilt: je größer σ , desto stärker fällt die Glättung aus [11] beziehungsweise desto unschärfer erfolgt die Darstellung des resultierenden Bildes, da mehr Bildpunkte in die lokale Nachbarschaftsregion aufgenommen werden. Abbildung 4 zeigt

diesen beschriebenen Effekt anhand eines Beispielbildes, das bei Anwendung einer Gaußschen Filterung mit wachsendem σ zunehmend unschärfer wird.

Die Annahme des Gaußfilters, dass benachbarte Pixel ähnliche Helligkeitswerte aufweisen und somit eine gewichtete Durchschnittsbildung bezüglich der Eliminierung von Rauschstörungen als angemessene Lösung erscheint [11], ist in der Praxis nicht immer erfüllt. Ein einfaches Beispiel stellen Kantenverläufe dar. Da der Grad der Beeinflussung eines benachbarten Pixels anhand seines geometrischen Abstandes zum Zentrumpixel der jeweils betrachteten Nachbarschaftsregion bestimmt wird [14], kann es zu folgender Problemsituation kommen: Befindet sich ein dunkler Intensitätswert (Kantenpixel) im Zentrum der Filtermaske, so haben benachbarte Bildpunkte, die einen hellen Intensitätswert aufweisen, durch die räumliche Gewichtsbestimmung einen hohen Einfluss auf den neuen Pixelwert. In diesem Fall wird der geglättete Wert verfälscht. Daraus folgt, dass die fehlende Miteinbeziehung des zugrunde liegenden Bildinhalts die Ursache für das Verwischen von Kantenverläufen darstellt [14].

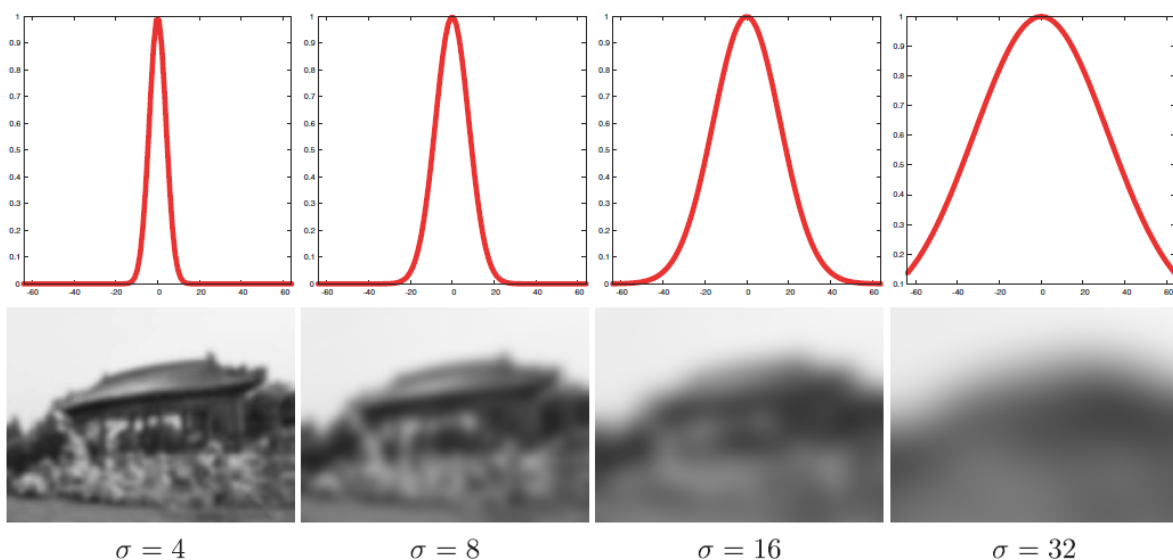


Abbildung 4: Darstellung der Ergebnisse einer Gaußschen Filterung mit unterschiedlichem σ (untere Reihe). Die dazugehörigen Profile des Gaußschen Filterkerns werden jeweils in der oberen Reihe dargestellt (Abbildung aus [14]).

2.2.3. Bilateraler Filter

Die Wirkung, die der Gaußfilter bei einer Rauschunterdrückung erzielt, wird ohne Miteinbeziehung des jeweils zugrunde liegenden Bildinhalts bewerkstelligt [14], wodurch als störender Nebeneffekt die Kanten im Ergebnis verwischt werden. Eine mögliche Lösung für dieses Problem stellt die bilaterale Filterung dar. Dabei werden die neuen Intensitätswerte auf Basis einer gewichteten Durchschnittsbildung benachbarter Bildpunkte berechnet [11]. Im Gegensatz zum Gaußfilter erfolgt die Gewichtung der in der Nachbarschaftsregion befindlichen Pixel nicht nur anhand des räumlichen Abstandes zu dem im Zentrum der Filtermaske befindlichen Bildpunkt. Zusätzlich werden auch die Intensitätsdifferenzen zwischen dem Zentrumpixel und den benachbarten Bildpunkten in die Berechnung des geglätteten Endresultats miteinbezogen [14]. Daraus folgt, dass es sich bei der bilateralen Filterung um eine nicht-lineare Operation handelt, da die intensitätsbezogene Gewichtung vom Bildinhalt abhängig ist [11]. Diese Abhängigkeitsbeziehung äußert sich dadurch, dass nur jene Bildpunkte den Filterungsprozess beeinflussen, deren Intensitätswerte eine hohe Ähnlichkeit (niedrige Differenz) mit dem im Zentrum der Filtermaske befindlichen Pixelwert aufweisen. Befindet sich beispielsweise eine Kante innerhalb der betrachteten lokalen Nachbarschaftsregion, so werden bei der Berechnung eines neuen Intensitätswertes an der Pixelposition p nur jene Bildpunkte miteinbezogen, die sich bezüglich des Kantenverlaufs auf derselben Seite wie p befinden. Dadurch findet keine kantenübergreifende Glättung statt, die die Ursache für eine verwischte Kantendarstellung im Endresultat darstellt. Zur besseren Verständlichkeit wird in Abbildung 5 das Zusammenspiel zwischen räumlicher und intensitätsbezogener Gewichtung im Kontext einer bilateralen Filterung grafisch veranschaulicht. Anhand dieser Grafik lässt sich sehr gut erkennen, dass durch die kombinierte Gewichtung eine kantenübergreifende Miteinbeziehung von Bildpunkten nicht mehr möglich ist.

Die Idee der bilateralen Filterung wurde in mehreren unabhängigen Arbeiten vorgestellt, wobei sich die Namensgebung "Bilateraler Filter" aus [11] durchgesetzt hat. In einer früheren Arbeit wurde bereits dasselbe Filterungsprinzip unter dem Namen SUSAN-Filter [15] erläutert. Weitere Ansätze, bei denen es sich um eine abgeänderte Version des in [11] vorgestellten bilateralen Filters handelt, stellen der Sigmafilter [16] und der Nachbarschaftsfilter (Neighborhood Filter) [17] dar. Das Prinzip dieser beiden Filterungsvarianten ist das-

selbe wie in [11], mit dem Unterschied, dass verschiedene Gewichtsfunktionen eingesetzt werden.

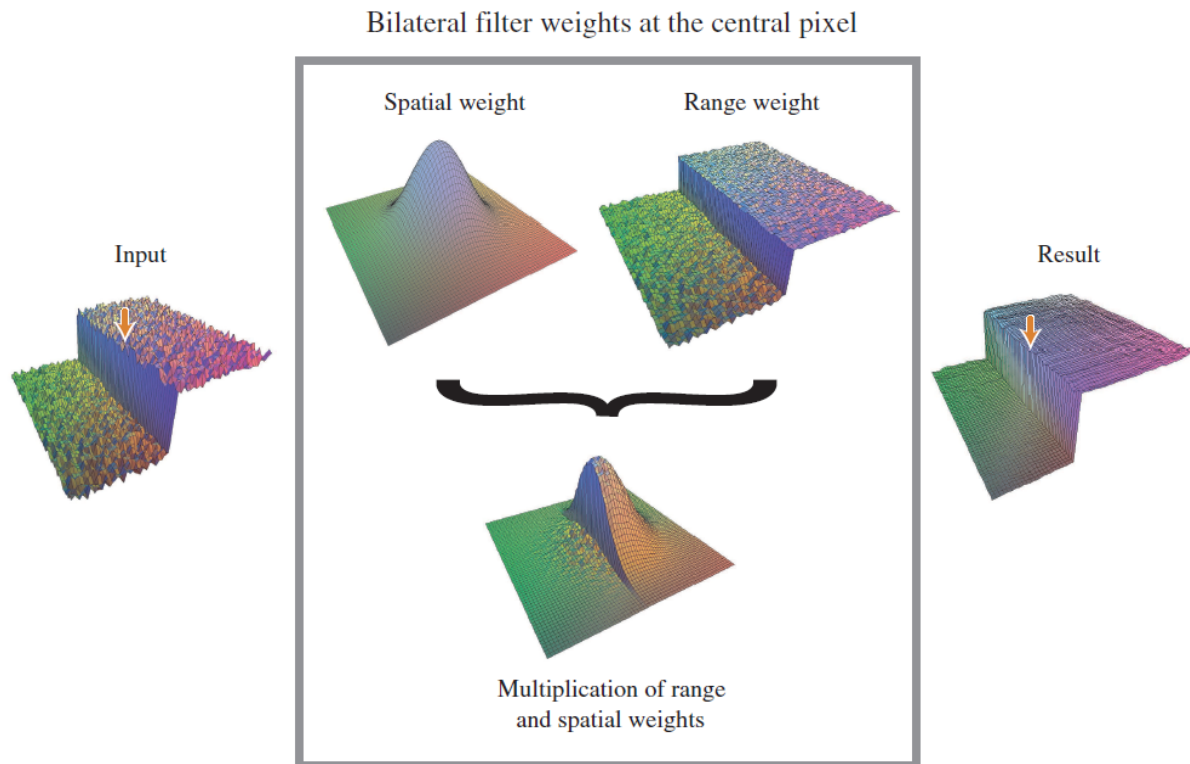


Abbildung 5: Grafische Darstellung der Arbeitsweise des bilateralen Filters (Abbildung aus [14]).

Da neben der räumlichen Ähnlichkeitsbestimmung (Spatial Domain) auch ein Vergleich zwischen den Farb- beziehungsweise Grauwerten durchgeführt wird (Range Domain) [11], werden bei der bilateralen Filterung folglich zwei Gewichtsfunktionen benötigt. Diese Funktionen fungieren als ein Ähnlichkeitsmaß in einem dieser beiden Bereiche. Die einfachste Variante der bilateralen Filterung beruht darauf, dass sowohl für die Bestimmung der räumlichen Nähe als auch für die Ähnlichkeitsermittlung bezüglich der Intensität Gaußfunktionen herangezogen werden, wodurch die bilaterale Filterung folgende Definition aufweist [14]:

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|) I_q \quad (3)$$

Das Ergebnis der bilateralen Filterung wird mit $BF[I]$ gekennzeichnet. Demzufolge bezieht sich $BF[I]_p$ auf die Pixelposition p innerhalb des geglätteten Bildes. Für die Berechnung eines rauschreduzierten Intensitätswertes werden alle möglichen Pixelpositionen (gekennzeichnet durch die Menge S) betrachtet. Die Stärke der Gewichtung eines Intensitätswertes I_q , wobei q ein Element aus S darstellt, wird durch das Produkt von G_{σ_S} und G_{σ_I} festgelegt [18]. G_{σ_S} und G_{σ_I} bestimmen die räumliche Nähe beziehungsweise die Ähnlichkeit bezüglich der Intensität. Die Definition der Gewichtsfunktionen entspricht der angeführten Formel in (2). Analog zum Gaußfilter erwartet G_{σ_S} als Übergabeparameter die Euklidische Distanz zwischen den Pixelpositionen p und q . Eine Verwendung der Euklidischen Distanz stellt jedoch keine zwingende Maßnahme dar. Grundsätzlich kann für die bilaterale Filterung jede Distanzmetrik für die Bildglättung eingesetzt werden [5]. G_{σ_I} erwartet als Eingabe die absolute Differenz zwischen den Intensitätswerten I_p und I_q . Um sicherzustellen, dass die Summe der Pixelgewichtung den Wert 1 ergibt, wird ein Normalisierungsfaktor W_p in die Berechnung miteinbezogen. Dieser Faktor umfasst die aufsummierten Filtergewichte [14]:

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_I}(|I_p - I_q|) \quad (4)$$

Durch die Verwendung Gaußscher Gewichtsfunktionen als Ähnlichkeitsmaß für die geometrische und photometrische Nähe ergibt sich eine einfache und intuitive Steuerung des Filterungsprozesses über zwei Parameter [18]. Die geometrische Streuung wird durch den Parameter σ_S gesteuert und beeinflusst somit die Größe der Nachbarschaftsregion. Die photometrische Ausbreitung wird durch σ_I bestimmt. Bildpunkte, deren Intensitätsunterschiede zu dem in der Filtermaske befindlichen Zentrumpixel einen kleineren Wert als σ_I aufweisen, werden für die Berechnung des neuen Helligkeitwertes herangezogen, während jene mit größeren Intensitätsdifferenzen außer Acht gelassen werden [11]. Anhand dieser kombinierten Gewichtung werden jene Bildpunkte in die Berechnung stärker miteinbezogen, die sich auf derselben Kantenseite befinden wie der im Zentrum der Nachbarschaftsregion befindliche Bildpunkt.

Durch die über zwei Gewichtsfunktionen kontrollierbare Steuerung des bilateralen Filters ergibt sich die Eigenschaft, dass keine Glättung durchgeführt wird, sobald einer der Gewichtungsfaktoren einen Wert gegen 0 annimmt [14]. Dieses charakteristische Merkmal lässt

sich in Abbildung 6 beobachten. Trotz eines immer größer werdenden Filterkerns bezüglich der räumlichen Gewichtung (σ_S bekommt die Werte 4, 12 und 16 zugewiesen) wird durch ein klein gehaltenes σ_r (in diesem Beispiel 0.004) lediglich ein begrenzter Glättungseffekt erreicht. Das zeigt sich dadurch, dass die Filterungsergebnisse in der ersten Spalte ($\sigma_r=0.004$) nahezu identisch sind. Erst in Kombination mit variierenden Werten für σ_r ($\sigma_r=0.2$ beziehungsweise $\sigma_r=0.9$) nimmt die Glättung unterschiedliche Ausmaße an. Beim Gaußfilter hingegen wird das geglättete Endresultat mit wachsendem σ_S zunehmend unschärfer.

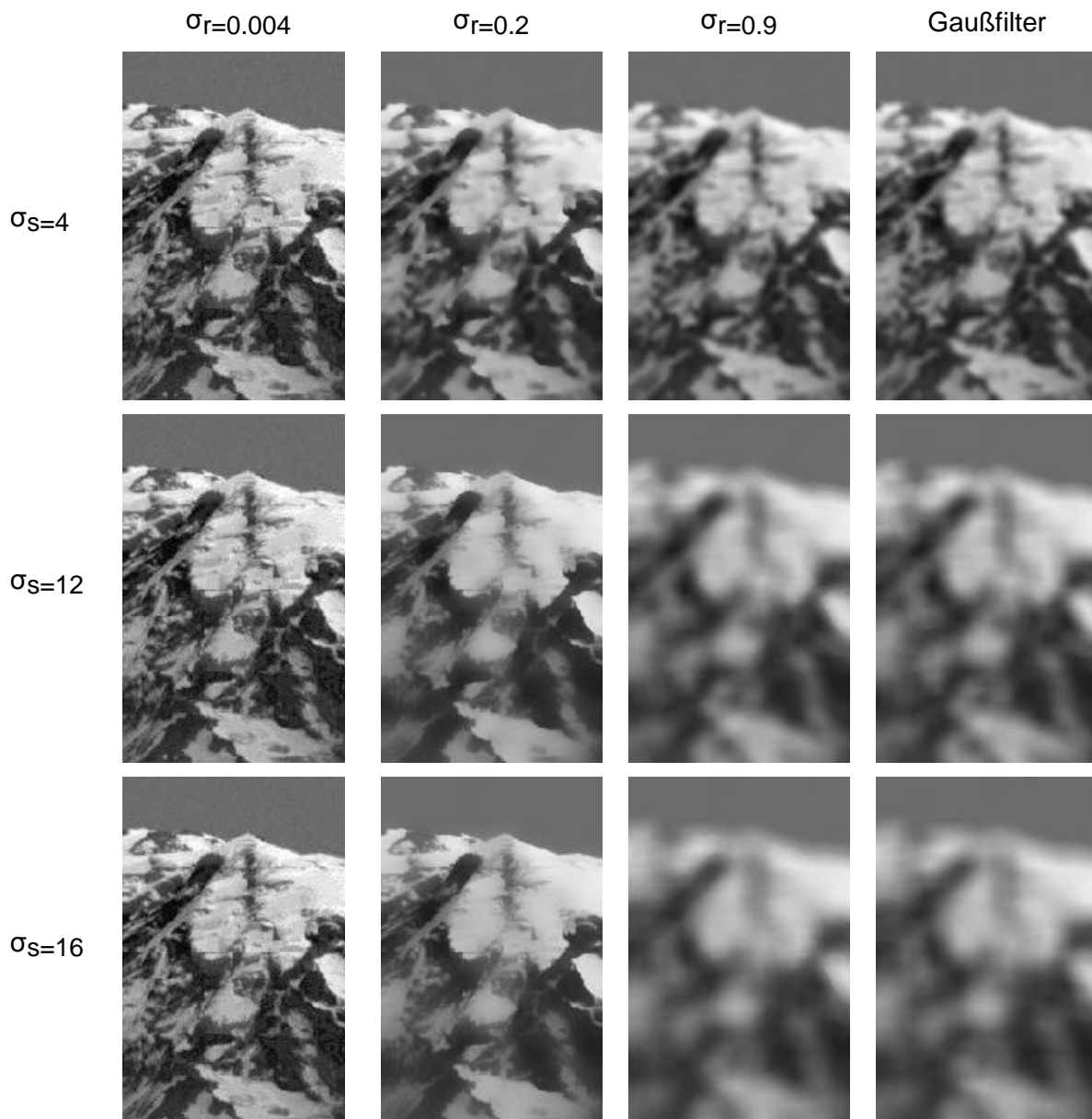


Abbildung 6: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse des bilateralen und des Gaußfilters. Der für die Filterung verwendete Bildausschnitt wurde aus [9] entnommen.

Der Einsatz einer Gaußfunktion hinsichtlich der Steuerung der geometrischen und photometrischen Ausbreitung stellt im Kontext einer bilateralen Filterung keine zwingende Vorschrift dar. Theoretisch kann jede Form von Gewichtsfunktion verwendet werden [19]. Eine Variante des bilateralen Filters, die auf den Einsatz zweier Gaußfunktionen für die Gewichtsbestimmung verzichtet, wird in Adobe Photoshop unter dem Namen Surface Blur Filter angeboten [14] [20]. Dabei erfolgt die räumliche Ähnlichkeitsbestimmung mittels einer quadratischen Box-Funktion, während für die Steuerung der intensitätsbezogenen Nähe eine Dreiecksfunktion (Tent Function) herangezogen wird.

Sowohl der bereits erwähnte Sigmafilter [16] als auch der in [17] vorgestellte Nachbarschaftsfilter verzichten ebenfalls auf den Einsatz zweier Gaußfunktionen bezüglich der Gewichtsbestimmung. Der Sigmafilter zeichnet sich durch die Berechnung einer lokalen Standardabweichung um den im Zentrum der Nachbarschaft befindlichen Pixel aus und verwendet, im Gegensatz zum normalen bilateralen Filter, eine Box-Funktion für die Bestimmung der Intensitätsähnlichkeit [18]. Beim Nachbarschaftsfilter hingegen wird eine Box-Funktion zur Eingrenzung der lokalen Nachbarschaft herangezogen, während die tolerante Intensitätsdifferenz durch eine Gaußfunktion bestimmt wird.

In Abbildung 7 werden weitere alternative Gewichtsfunktionen (obere Reihe) mit ihren zugehörigen Einflussfunktionen (untere Reihe) dargestellt. Bezogen auf den Intensitätsbereich zeigt die Einflussfunktion, wie sehr sich eine Intensitätsänderung an einem Bildpunkt auf das Ergebnis der jeweils zugehörigen Gewichtsfunktion auswirkt [14]. Wird beispielsweise die konstante Gewichtung herangezogen, so werden alle innerhalb des Filterfensters befindlichen Pixel gleich stark gewichtet. Dies führt dazu, dass die Intensitätsausprägung an einem einzelnen Bildpunkt einen uneingeschränkten Einfluss auf das Ergebnis hat [14].

Eine weitere Unterscheidung bezüglich der betrachteten Gewichtsfunktionen kann hinsichtlich der Behandlung von Bildpunkten durchgeführt werden, die hohe Intensitätsdifferenzen mit dem im Zentrum der Filtermaske befindlichen Pixel aufweisen (Ausreißer). Die verschiedenen Gewichts- beziehungsweise deren zugehörigen Einflussfunktionen hängen vom Parameter σ ab, sodass dieser Wert den zurückfallenden Punkt (Redescending Point) an der Einflussfunktion bestimmt und somit festlegt, welche Werte als Ausreißer eingestuft werden [21]. Abbildung 8 zeigt einen Vergleich zwischen vier verschiedenen

Einflussfunktionen. Während bei der Huber-Funktion Ausreißer einen konstanten Einfluss auf das Ergebnis haben, werden diese bei der Tukey-Funktion vollständig ignoriert [21].

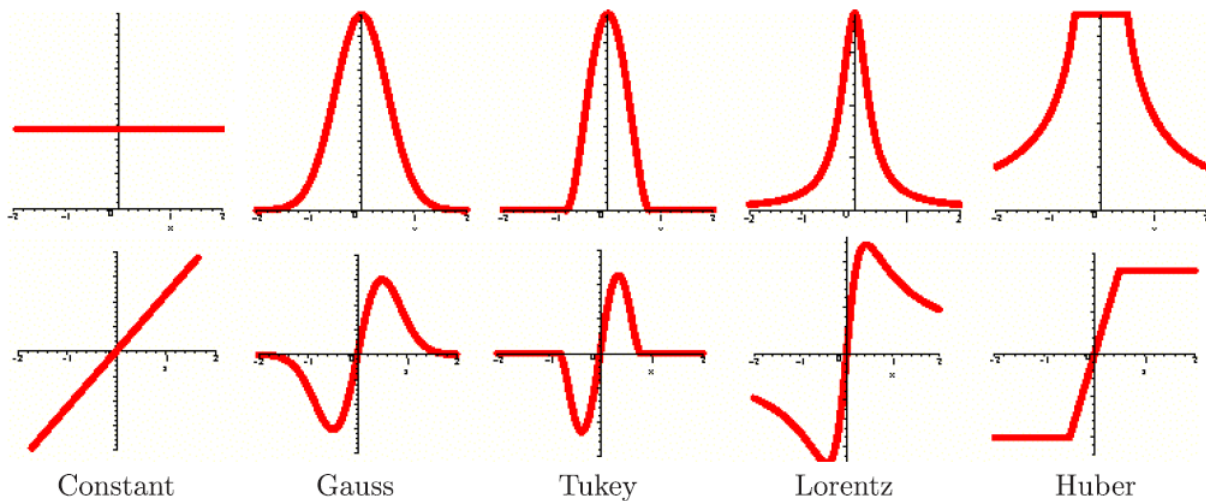


Abbildung 7: Alternative Funktionen bezüglich der Gewichtsbestimmung mit ihren zugehörigen Einflussfunktionen (Abbildung abgeändert aus [21]).

Durch die bilaterale Filterung wird zwar eine Methode zur Verfügung gestellt, die aus einem verrauschten Bild eine klare Rekonstruktion des Originalbildes erzielt ohne Kanten und Bilddetails zu verwischen. Jedoch weist dieser Filter zwei wesentliche Probleme auf, die die Einsatzmöglichkeiten und die Qualität des gefilterten Resultats einschränken.

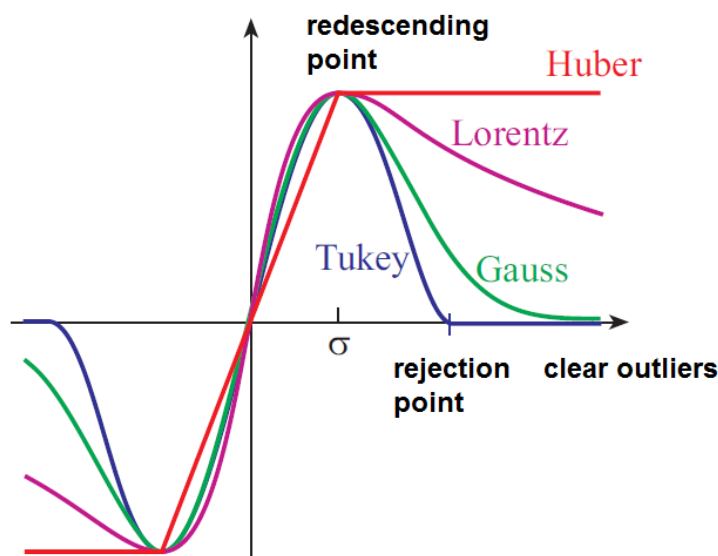


Abbildung 8: Gegenüberstellung verschiedener Einflussfunktionen (Abbildung abgeändert aus [21]).

Die erste negative Auswirkung bezieht sich darauf, dass der bilaterale Filter nicht in der Lage ist, impulsives Bildrauschen zu erkennen [22]. Der Ursprung für die fehlerhafte Behandlung impulsiver Störungen liegt in dessen Arbeitsweise. Wird beispielsweise im Rahmen einer bilateralen Filterung ein Bildpunkt p betrachtet, der durch impulsives Rauschen verfälscht wurde (Abbildung 9a), so werden anhand der photometrischen Gewichtung nur jene benachbarten Pixel für die Berechnung des neuen Intensitätswertes herangezogen, die einen ähnlichen Wert aufweisen wie an der Position p . Dadurch ergibt sich eine starke Gewichtung impulsiver Störpixel beziehungsweise eine niedrige Gewichtung benachbarter rauschfreier Bildpunkte (Abbildung 9b). Als Resultat der bilateralen Filterung erhält man ein geglättetes Bild, bei dem impulsives Rauschen weiterhin vorhanden ist (Abbildung 9c).

Das zweite Hauptproblem bezieht sich darauf, dass eine naive Implementierung des bilateralen Filters einen hohen Berechnungsaufwand mit sich bringt, speziell bei Handhabung großer Nachbarschaftsregionen [14]. Zusätzlich steigt der Berechnungsaufwand mit zunehmender Anzahl an Dimensionen exponentiell an [23], wodurch eine Laufzeitverbesserung des bilateralen Filters als wünschenswert erscheint.

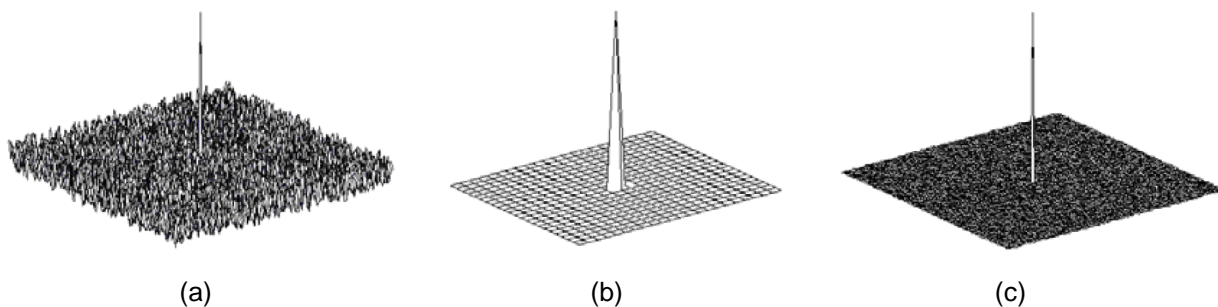


Abbildung 9: (a) stellt einen verrauschten Bildausschnitt (Nachbarschaftsregion) mit impulsivem Störpixel dar. (b) Darstellung der Filtermaske, in deren Zentrum sich der verfälschte Pixel befindet. (c) Endresultat der bilateralen Filterung bei vorhandener impulsiver Störung (Abbildung aus [22]).

Neben den Bestrebungen, die Qualität der Filterungsergebnisse zu erhöhen, beziehen sich Weiterentwicklungsarbeiten hinsichtlich der bilateralen Filterung auch auf eine Lösung der beiden vorgestellten Problemsituationen. Folglich werden in den nächsten Abschnitten unterschiedliche Implementierungen/Varianten des bilateralen Filters vorgestellt, die sich mit diesen drei Faktoren (qualitative Verbesserung der Filterungsergebnisse, Laufzeitverbesserung, Handhabung impulsiver Störungen) beschäftigen.

2.2.4. Schnelle Bilaterale Filterung

Hinsichtlich der in (3) angeführten Definition kann die bilaterale Filterung als Brute-Force-Implementierung realisiert werden. Die daraus resultierende Laufzeit beträgt $O(S^2)$ und ist somit von der Pixelanzahl S [14] beziehungsweise von der Bildauflösung abhängig. Eine einfache Verbesserung bezüglich der Komplexität kann dadurch erreicht werden, indem bei der Aufsummierung der Gewichtungsfaktoren nur die benachbarten Pixel betrachtet werden. Die Bildpunkte werden durch die Gaußfunktion räumlich eingegrenzt (lokale Nachbarschaftsregion), wodurch jene Pixelwerte, die außerhalb dieses Bereichs liegen, vernachlässigt werden können [14]. Die Steuerung der räumlichen Ausbreitung wird, wie bereits erwähnt, durch den Parameter σ_S bewerkstelligt, sodass dieser Wert die Laufzeit des bilateralen Filters mitbestimmt. Für jeden Bildpunkt werden somit nicht mehr alle Pixel betrachtet, sondern nur jene, die in der durch σ_S festgelegten Nachbarschaft liegen. In [14] werden die benachbarten Pixel durch die Bedingung $\|p - q\| < 2\sigma_S$ eingeschränkt, sodass sich eine Laufzeit von $O(S \cdot \sigma_S^2)$ ergibt.

In [23] wird eine Methode vorgestellt, die eine Laufzeitverbesserung des bilateralen Filters von $O(S \cdot \sigma_S^2)$ auf $O(S \cdot \sigma_S)$ erzielt. Die Komplexitätsreduzierung wird durch eine Annäherung des traditionellen bilateralen Filters anhand zweier eindimensionaler Filter erreicht [14]. Dabei wird die bilaterale Filterung zuerst in X-Richtung durchgeführt (auf alle Zeilen), gefolgt von einer Filterung in Y-Richtung (auf alle Spalten). Die Laufzeitreduzierung durch diese separierte Implementierung lässt sich durch die Einschränkung der betrachteten Nachbarschaftsregion auf eine Dimension begründen [14]. Wird beispielsweise ein zweidimensionales Bild für die Filterung herangezogen, so wird um jeden Bildpunkt eine Nachbarschaftsregion aufgespannt, deren räumliche Ausbreitung in Abhängigkeit von σ_S sowohl in X- als auch in Y-Richtung erfolgt. Somit liegt als Resultat ein zweidimensionales Nachbarschaftsfeld vor. Bei der separierten Variante hingegen wird die Nachbarschaftsregion auf eine Dimension begrenzt, wodurch eine Laufzeit von $O(S \cdot \sigma_S)$ erreicht wird. Abbildung 10 veranschaulicht die Annäherung der bilateralen Filterung anhand zweier eindimensionaler Filter. Durch die Filterung in X-Richtung (Abbildung 10b) lässt sich bereits eine deutliche Rauschreduzierung erkennen, wobei durch die anschließende Filterung in Y-Richtung (Abbildung 10c) eine weitere Verbesserung erzielt wird.

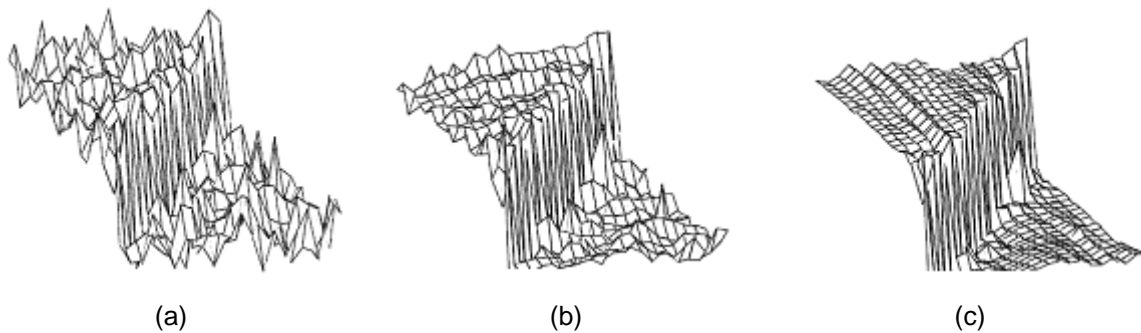


Abbildung 10: (a) verrauschtes Bildsignal. (b) Filterung in X-Richtung. (c) Anschließende Filterung in Y-Richtung (Abbildung aus [23]).

Zwar lässt sich durch die separierte Implementierung eine Laufzeitverbesserung unter gleichzeitiger Aufrechterhaltung äquivalenter Filterungsfähigkeiten hinsichtlich der traditionellen bilateralen Filterung erzielen [23]. Dem gegenüber stehen jedoch ein linearer Leistungsabfall mit zunehmender Kerngröße und schlechte Filterungsergebnisse bei Vorliegen von komplexen Bildeigenschaften, wie beispielsweise texturierten Regionen [14].

In [21] wird der bilaterale Filter als Faltung betrachtet (Faltung der räumlichen Gewichtung G_{σ_S} mit dem Produkt $G_{\sigma_r} * I$). Die Nichtlinearität der bilateralen Filterung (photometrische Ähnlichkeitsbestimmung ist von den Intensitätswerten abhängig) schließt jedoch eine konkrete Umsetzung mittels Faltungsoperation aus. Um dennoch diese intuitive Betrachtungsweise für eine Geschwindigkeitsverbesserung umzusetzen, werden in der ersten Stufe des in [21] vorgestellten Ansatzes alle möglichen Intensitätswerte auf eine Menge $N = \{i_0, i_1, \dots, i_n\}$ reduziert. Für jedes i_k ($0 \leq k \leq n$), welches in der Menge N enthalten ist, wird das Produkt $G_{\sigma_r}(|i_k - I_q|) * I_q$ berechnet. Das Ergebnis der Multiplikation wird anschließend mit G_{σ_S} gefaltet und normalisiert. Die resultierenden Werte werden in $M = \{j_0, j_1, \dots, j_n\}$ zusammengefasst. Diese Menge enthält die exakten Ergebnisse einer bilateralen Filterung für jene Bildpunkte, die einen in der Menge N enthaltenen Intensitätswert aufweisen. Für einen Bildpunkt p , dessen Helligkeitswert i_k nicht in N vertreten ist, ergibt sich der gefilterte Wert aus einer linearen Interpolation jener beiden Einträge in M , deren korrespondierenden Werte in N sich am nächsten zu i_k befinden [14].

Eine weitere Maßnahme zur Beschleunigung der bilateralen Filterung stellt das Down-sampling des Ausgangsbildes dar [21]. Dieser Vorgang wird vor der Faltung durchgeführt,

sodass ein Upsampling der Faltungsergebnisse notwendig ist, um zu der Ergebnismenge M zu gelangen [14].

In [20] wird eine weitere Laufzeitverbesserung bezüglich der bilateralen Filterung vorgenommen. Dabei wird ein Box-Filter für die räumliche Gewichtung angewendet, sodass sich die lokale Nachbarschaft aus allen innerhalb des von der Box-Funktion aufgespannten Bereichs befindlichen Bildpunkten zusammensetzt. Durch den Einsatz einer Box-Funktion ergibt sich die Eigenschaft, dass die räumliche Gewichtung innerhalb der Nachbarschaft konstant bleibt [20]. Die Pixelpositionen haben für die Gewichtung keine Bedeutung mehr. Dadurch können die über die einzelnen Nachbarschaftsregionen gebildeten Histogramme für die Durchführung der Filterungsoperation herangezogen werden [20]. Die eigentliche Laufzeitverbesserung, die die Verwendung eines räumlichen Box-Filters voraussetzt, ergibt sich aus der Art und Weise, wie die Histogramme berechnet werden. Der Grundgedanke basiert darauf, dass sich die Nachbarschaftsregionen $N1_{\sigma_S}$ und $N2_{\sigma_S}$ zweier angrenzender Bildpunkte größtenteils überlappen. Die durch die Überlappung verursachte Redundanz führt bei einer separaten Histogrammermittlung zu einem unnötigen Berechnungsaufwand. Das Ziel der in [20] vorgestellten Methode besteht darin, den Berechnungsaufwand zu reduzieren, indem bei der Ermittlung eines Histogramms die Ähnlichkeiten beziehungsweise die redundanten Informationen anderer Histogramme berücksichtigt werden. Dies wird durch eine Hierarchie von partiellen Histogrammen erreicht, deren distributive Eigenschaft für die Histogrammerstellung ausgenutzt wird. Durch diese Vorgehensweise wird eine Laufzeit von $O(\log \sigma_S)$ erreicht, womit diese Version der bilateralen Filterung eine der am schnellsten arbeitenden Implementierungen darstellt.

Jedoch existieren bereits neue Ansätze und Methoden, die eine noch schnellere Implementierung gewährleisten. In [24] werden verschiedene Variationen des bilateralen Filters vorgestellt, die ihre Arbeit in konstanter Zeit $O(1)$ abwickeln. Das heißt, dass die für die Filterungsoperation benötigte Rechenzeit von der Größe des Filterkerns unabhängig ist [24]. Eine Variante verwendet beispielsweise eine Taylorreihe (Taylorentwicklung), um eine Gaußsche Funktion hinsichtlich der photometrischen Ausbreitung anzunähern, wodurch eine Umsetzung der bilateralen Filterung in konstanter Zeit $O(1)$ ermöglicht wird.

Eine weitere Filterungsvariante, die ebenfalls eine Laufzeit von $O(1)$ aufweist und auf der in [21] beschriebenen Implementierung eines bilateralen Filters basiert, wird in [25] vorgestellt. Dabei wird die Laufzeitverbesserung durch eine Zerlegung der bilateralen Filterung in mehrere räumliche Filter erreicht, die ihrerseits eine konstante Arbeitszeit $O(1)$ aufweisen.

2.2.5. Bilaterale Medianfilter

Um im Rahmen einer bilateralen Filterung auch impulsives Bildrauschen zu eliminieren, werden in [26] folgende zwei Änderungsvorschläge angeführt:

- Ersetzung der Aufsummierung durch den gewichteten Median
- Anwendung eines alternativen Filterkerns bezüglich der Steuerung von räumlicher und photometrischer Ähnlichkeit.

Beim Medianfilter handelt es sich um eine nicht-lineare Glättungsoperation, die jeden Pixelwert im Ausgangsbild durch den Medianwert benachbarter Bildpunkte ersetzt, wodurch impulsives Rauschen eliminiert wird [3]. Dabei werden die sich in der Nachbarschaftsregion befindlichen Helligkeitswerte der Größe nach sortiert, wobei jener Wert, der sich in der Mitte der sortierten Intensitätsfolge befindet, als Median herangezogen wird. Die Idee der gewichteten Medianfilterung besteht darin, Helligkeitswerte in Abhängigkeit eines Gewichtungsfaktors mehrfach in die sortierte Liste einzutragen, die für die Bestimmung des Median verwendet wird [13]. Bezogen auf den bilateralen Medianfilter werden die geometrischen und photometrischen Gewichtungen herangezogen, um das Ausmaß der Miteinbeziehung der jeweiligen Bildpunkte bei der Medianermittlung festzulegen (wie oft ein Intensitätswert in die sortierte Liste eingetragen wird). Folglich führt die Verwendung des (gewichteten) Medians anstelle des Durchschnitts zu einer höheren Toleranz bezüglich impulsiver Störungen [26], da sich durch die Sortierung die Impulsepixel am Anfang oder am Ende der Intensitätsfolge befinden. Damit besteht keine Möglichkeit, dass ein verfälschter Bildpunkt als Median herangezogen wird.

Der Einsatz einer alternativen Gewichtsfunktion wird in [26] dadurch begründet, dass unter Verwendung einer Gaußfunktion alle innerhalb einer betrachteten Nachbarschaftsregion befindlichen Bildpunkte in die Durchschnittsbildung miteinbezogen werden. Diese Berück-

sichtigung erfolgt unabhängig davon, ob eine große oder geringe Gewichtung des jeweiligen Bildpunktes vorliegt. Der daraus resultierende Effekt zeigt sich beispielsweise bei einer stufenähnlichen Kante, die unabhängig von den Parametereinstellungen (σ_S und σ_I) nach durchgeführter Filterung abgerundet erscheint [26]. Als Alternative kann beispielsweise die Tukey-Funktion eingesetzt werden, die erkannte Ausreißer innerhalb der Nachbarschaftsregion komplett ignoriert und somit in die Berechnung nicht miteinbezieht.

2.2.6. Doppelte Bilaterale Filterung

Bei der doppelten bilateralen Filterung (Double Bilateral Filtering) [19] [27] wird neben dem traditionellen bilateralen Filter [11] eine weitere zusätzliche Filterungsoperation durchgeführt. Beide Filter sind voneinander unabhängig und arbeiten gleichzeitig an der Wiederherstellung des von verschiedenen Rauschartefakten verfälschten Eingabebildes [19]. Die Haupteigenschaft des zweiten bilateralen Filters besteht darin, dass innerhalb der um die jeweils betrachteten Pixelpositionen aufgespannten Nachbarschaftsbereiche die zugehörigen Medianwerte ermittelt werden. Diese Medianwerte werden im Anschluss in die intensitätsbezogene Gewichtsfunktion des Filters integriert. Dadurch ergibt sich für den mit dem Median ausgestatteten bilateralen Filter folgende Definition [19] [27]:

$$BFM[I]_p = \frac{1}{W_{Mp}} \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_I}(|I_{Mp} - I_{Mq}|) I_{Mq} \quad (5)$$

wobei der zugehörige Normalisierungsfaktor W_{Mp} hinsichtlich der in (5) angeführten Formel angepasst werden muss:

$$W_{Mp} = \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_I}(|I_{Mp} - I_{Mq}|) \quad (6)$$

Eine Gemeinsamkeit hinsichtlich der normalen bilateralen Filterung besteht dahingehend, dass für die intensitätsbezogene Gewichtung eine Gaußfunktion G_{σ_I} verwendet wird. Bei den übergebenen Parametern fällt jedoch auf, dass anstelle der Intensitätswerte I_p und I_q die Ausdrücke I_{Mp} und I_{Mq} angeführt werden. Diese Werte stehen repräsentativ für die Medianwerte einer um die Pixelpositionen p beziehungsweise q betrachteten Nachbarschafts-

region. Somit wird anstelle der absoluten Differenz zwischen den Intensitätswerten an den Positionen p und q die Differenz der korrespondierenden Medianwerte in die Berechnung miteinbezogen. Durch Kombination von (3) und (5) ergibt sich die vollständige Definition einer doppelten bilateralen Filterung (Formel aus [19] [27]):

$$DBF[I]_p = (1 - \beta) * BF[I]_p + \beta * BFM[I]_p \quad (7)$$

Bei β handelt es sich um einen Gewichtungsfaktor, welcher die Balance zwischen den beiden Filtern steuert und demzufolge Werte im Intervall $[0, 1]$ annimmt. Der Mehrwert der doppelten bilateralen Filterung äußert sich laut [19] und [27] dahingehend, dass durch die Kombination zweier unabhängiger Filteroperationen mit integriertem Medianfilter qualitativ bessere oder mindestens identische Ergebnisse erzielt werden als wie mit dem gewöhnlichen bilateralen Filter. Abbildung 11 zeigt eine Gegenüberstellung der Resultate beider Varianten, bei der als Eingabe ein mit Gaußschem Rauschen verfälschtes Bild verwendet wurde. Die Resultate weisen nahezu keine qualitativen Unterschiede auf.



Abbildung 11: (a) Ausgangsbild, welches mit additivem Gaußschem Rauschen ($\sigma=30$) verfälscht wurde. (b) Resultat des bilateralen Filters. (c) Ergebnis der doppelten bilateralen Filterung (Abbildung aus [27]).

In Abbildung 12 erfolgt ein weiterer Vergleich, wobei im Eingabebild neben additivem Gaußschem Rauschen zusätzliche impulsive Rauschstörungen auftreten. Anhand dieses Beispiels lassen sich klare qualitative Unterschiede erkennen (Vergleich zwischen Abbildung 12b und 12c), womit auch verdeutlicht wird, dass die bilaterale Filterung impulsives Rauschen (wie beispielsweise Salt-and-Pepper-Noise) nicht entfernen kann.

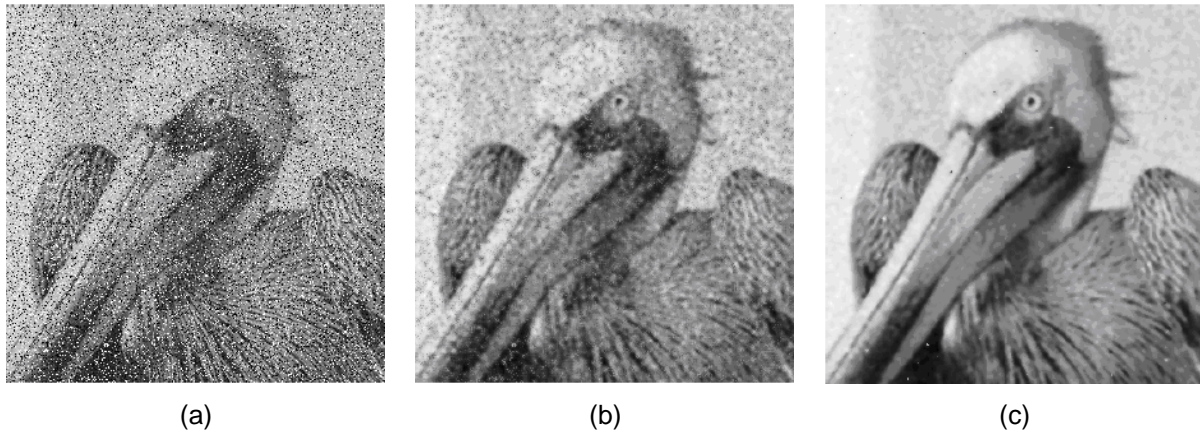


Abbildung 12: Ausgangsbild, welches neben Gaußschem Bildrauschen ($\sigma=20$) mit impulsiven Störartefakten verfälscht wurde. (b) Resultat des bilateralen Filters. (c) Ergebnis der doppelten bilateralen Filterung (Abbildung aus [27]).

Zwar wird anhand von Abbildung 12 gezeigt, dass die doppelte bilaterale Filterung bei impulsiven Rauschstörungen bessere Ergebnisse erzielt als bei einer einfachen Filterung. In [28] wird jedoch darauf hingewiesen, dass ein Standard-Medianfilter (3x3 Nachbarschaft) im Kontext einer doppelten bilateralen Filterung nur bei einer geringen Rauschstörungsdichte effektiv arbeitet. Bei einer hohen Rauschstörungsdichte äußern sich demnach folgende Probleme [28]:

- wird die Fenstergröße bezüglich der Medianbildung zu groß gewählt, so wird der Bildinhalt unscharf
- wird die Größe des Medianfensters zu klein gewählt, wird eine zu geringe Rauschunterdrückung erzielt.

Um diese Schwierigkeiten zu lösen, wird in [28] ein modifizierter doppelter Bilateralfilter vorgestellt, welcher aufgrund eines entscheidungsbasierenden Algorithmus verfälschte Pixelwerte entweder durch den Medianwert oder durch benachbarte Pixelwerte austauscht.

2.2.7. Adaptive Bilaterale Filterung

Bei einer bilateralen Filterung, die für die Gewichtung zwei Gaußfunktionen anwendet, wird die Form des Filterfensters durch vordefinierte Parameterwerte bezüglich σ_S und σ_r gesteuert. Somit besteht keine Möglichkeit, das Filterfenster während des Filterungsprozesses dynamisch anzupassen. Um eine adaptive Filterungsoperation zu gewährleisten, wurden neue Ansätze im Bereich des bilateralen Filters entwickelt.

In [5] wird eine anpassungsfähige Version des bilateralen Filters vorgestellt, die auf dem Prinzip der Kanten-Salienz basiert. Die Salienz eines Bildpunktes gibt an, wie sehr dieser aus seiner Umgebung hervorsticht. Durch die Betrachtung der Kanten-Salienz ergibt sich eine für den Filterungsprozess hilfreiche Beziehung zwischen einheitlichen (homogenen) Bildregionen und den zwischen diesen Regionen befindlichen Grenzbereichen (Kanten) [5]. Laut [3] ergeben sich Kanten aus Intensitätsänderungen, die auf kleinem Raum und entlang einer ausgeprägten Richtung stattfinden. Durch diese Änderungen weist ein auf einer Kante befindlicher Pixel eine hohe Salienz auf (sticht aus der Umgebung heraus). Die Ausprägung der Kanten-Salienz wird somit für die Bestimmung der räumlichen Ausbreitung der Nachbarschaftsregion herangezogen [5], sodass:

- für Pixelpositionen innerhalb einer einheitlichen Bildregion (geringe Kanten-Salienz) eine große räumliche Ausbreitung beziehungsweise ein großes Filterfenster gewählt wird. Dadurch werden die durch Bildrauschen verursachten Unterschiede zwischen den Bildpunkten besser entfernt.
- für Bildpunkte, die auf einer Kante liegen und somit eine hohe Salienz besitzen, eine kleine Nachbarschaftsregion für die Berechnung des neuen Intensitätswertes verwendet wird. Dadurch wird eine scharfe Darstellung der Kante im geglätteten Bild gewährleistet.

Um eine Anpassung der räumlichen Ausbreitung zu erreichen, die das beschriebene Verhalten aufweist, wird σ_S bei der Filterung an jedem Bildpunkt individuell (in Abhängigkeit von der Kanten-Salienz) adaptiert. Diese Adaption ergibt sich aus folgender Formel [5]:

$$\sigma_s(p) = \frac{A_d}{1 + \frac{S(p)}{k}} \quad (8)$$

wobei es sich bei A_d beziehungsweise k um Konstanten handelt und $S(p)$ den Salienzwert an der Pixelposition p darstellt. Für die Bestimmung der Salienz $S(p)$ wird in [5] auf den in [29] beschriebenen Ansatz hingewiesen. Ein Vergleich zwischen den Filterungsergebnissen der normalen und der vorgestellten bilateralen Filterung kann aus Abbildung 13 entnommen werden, wobei qualitative Unterschiede deutlich erkennbar sind.

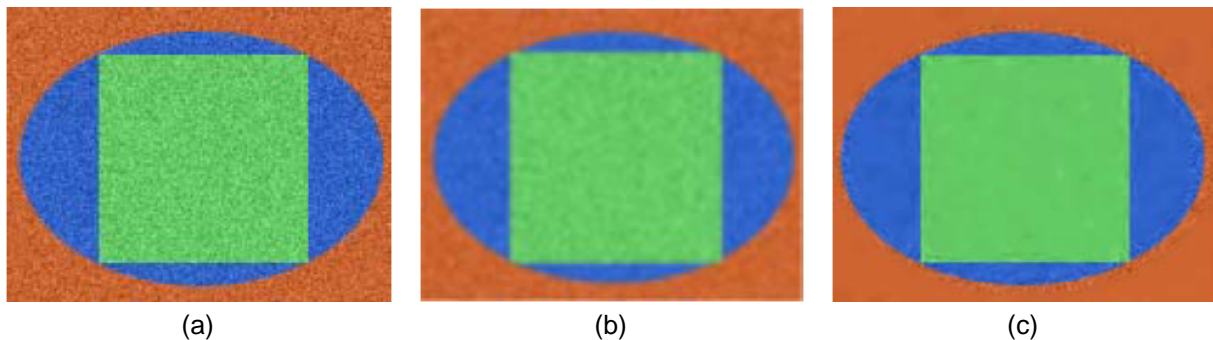


Abbildung 13: (a) Mittels Gaußschem Bildrauschen verfälschtes Beispielbild. (b) Ergebnis der bilateralen Filterung. (c) Resultat der vorgestellten Filterungsvariante bei adaptiver räumlicher Ausbreitung (Abbildung aus [5])

In [30] wird eine adaptive Methode vorgestellt, die das menschliche Wahrnehmungssystem als Grundlage für die Aufrechterhaltung wichtiger Bilddetails beziehungsweise für die Unterdrückung störender Rauschartefakte heranzieht. Dabei erfolgen die Parametereinstellungen auf Basis der Sensibilität der menschlichen Wahrnehmungsfähigkeit, die von den Charakteristiken des jeweils zugrunde liegenden Bildsignals beeinflusst wird. Um die menschliche Wahrnehmungsempfindlichkeit in den bilateralen Filterungsprozess zu integrieren, wird als quantifizierbares Maß die lokale Phasenkohärenz (Local Phase Coherence) eingesetzt [30], die auf einer proportionalen Beziehung zur menschlichen Wahrnehmung basiert. Mit anderen Worten: je höher die lokale Phasenkohärenz, desto höher ist die menschliche Empfindlichkeit hinsichtlich der vorliegenden Signalcharakteristik [30]. Im Vergleich zur traditionellen bilateralen Filterung, die durch Angabe zweier Parameter (σ_s und σ_r) gesteuert wird, kann mit dieser Methode eine hohe Anpassungsfähigkeit realisiert werden. Für jeden Bildpunkt werden optimale Parameterwerte für die bilaterale Filterung

errechnet, wodurch sich die Qualität des Resultats verbessert [30]. Die Qualitätssteigerung in Hinblick auf das Ergebnis einer normalen und der vorgestellten adaptiven bilateralen Filterung ist in Abbildung 14 ersichtlich. Kameradetails sind in Abbildung 14c deutlich besser zu erkennen als in Abbildung 14b.

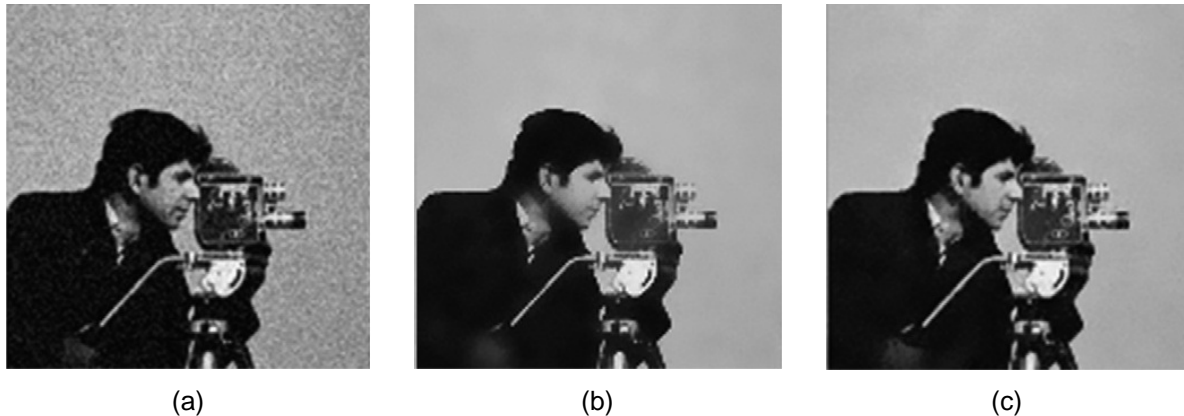


Abbildung 14: (a) Verrauschtes Ausgangsbild. (b) Ergebnis der bilateralen Filterung. (c) Ergebnis der adaptiven bilateralen Filterung auf Basis der Phasenkohärenz (Abbildung aus [30]).

Eine weitere Variante der adaptiven bilateralen Filterung wurde in [31] entwickelt, die neben der Rauschunterdrückung auch die Möglichkeit zur Bildschärfung anbietet. Die Schärfung des Bildes erfolgt dadurch, indem die Kantensteigungen erhöht werden. Zu diesem Zweck wird zum intensitätsbezogenen Filterkern ein zusätzlicher Abstand α (Offset) hinzugefügt. Um die Bedeutung von α verständlicher zu erklären, wird auf die in [31] angeführte Interpretation des intensitätsbezogenen Filters (Range Filter) als eindimensionaler Filter zurückgegriffen, der das zugrunde liegende Histogramm des Eingabebildes verarbeitet. Ausgehend von einem Graustufenbild wird bei der traditionellen bilateralen Filterung über einen Bildpunkt p eine lokale Nachbarschaftsregion definiert, wobei sich der Range Filter über p befindet. Analog kann diese Sichtweise auf das zugehörige Histogramm des jeweils betrachteten Nachbarschaftsbereichs angewendet werden. Dabei wird der Filter im Histogramm über jenem Intensitätswert eingezeichnet, der an der Pixelposition p aufscheint (siehe Abbildung 15a). Die Intuition bezüglich dieser Sichtweise liegt darin, dass durch eine Verschiebung des im Histogramm platzierten Range Filters eine Art Gewichtsumlagerung realisiert werden kann, bei der der Intensitätswert im Zentrum der Nachbarschaft entsprechend angepasst wird. Diese Anpassung wird durch Einführung eines zusätzlichen Offsets bewerkstelligt. Erfolgt eine Verschiebung des Range Filters gegen den Mittelwert der

betrachteten Nachbarschaft, so wird das Resultat unscharf [31]. Dies kann anhand des in Abbildung 15b angeführten Beispiels beobachtet werden. Wird der Filter jedoch vom Mittelwert weg verschoben, so erfolgt eine Schärfung des Ergebnisses. Die Erklärung für diesen Schärfe/Unschärfefeffekt wird in [31] folgendermaßen erläutert: Bei Betrachtung von Abbildung 15 fällt auf, dass das (rote) Filterfenster eine Kante enthält. Folglich besteht das Histogramm der betrachteten Nachbarschaft aus zwei Spitzen, die jeweils der dunkleren und helleren Seite der Kante entsprechen. Jene Intensitätswerte, die sich innerhalb des von diesen beiden Spitzen aufgespannten Bereichs befinden, machen die Kantensteigung aus. Wird an jeder Pixelposition der Range Filter zum Mittelwert der betrachteten Nachbarschaft verschoben, so erfolgt eine Umverteilung der Pixel hin zum Zentrum des Histogramms, wodurch die Steigung der Kante reduziert wird (siehe Abbildung 15b) [31]. Wird der Range Filter vom Mittelwert wegverschoben, so erfolgt eine Bildpunktkomprimierung an den Spitzen. Als Resultat wird die Steigung erhöht (siehe Abbildung 15c). Für die Bestimmung der Parameterwerte wird eine Trainingsprozedur eingesetzt, deren Funktionsweise in [31] beschrieben wird, wobei als Alternative auf eine benutzerspezifische Festlegung von α und σ_r über ein User Interface hingewiesen wird.

2.2.7. Trilaterale Filterung

In [14] wird darauf hingewiesen, dass Menschen mindestens drei visuell auffällige Bildeigenschaften als Kanten interpretieren:

- stufenartige Intensitätsänderungen
- grat- oder talähnliche Gradientenänderungen
- gleichzeitige Wahrnehmung von Intensitäts- und Gradientenänderungen

Wie bereits erwähnt handelt es sich beim bilateralen Filter um eine nicht-lineare Filterungsmethode, die in Abhängigkeit vom zugrunde liegenden Bildsignal operiert. Diese Abhängigkeit ergibt sich aus der Miteinbeziehung der photometrischen Ähnlichkeit bei der gewichteten Mittelung, wodurch eine Berücksichtigung der im Bild enthaltenen Kanten gewährleistet wird. Besonders stufenähnliche Kanten bleiben im geglätteten Endergebnis erhalten, während

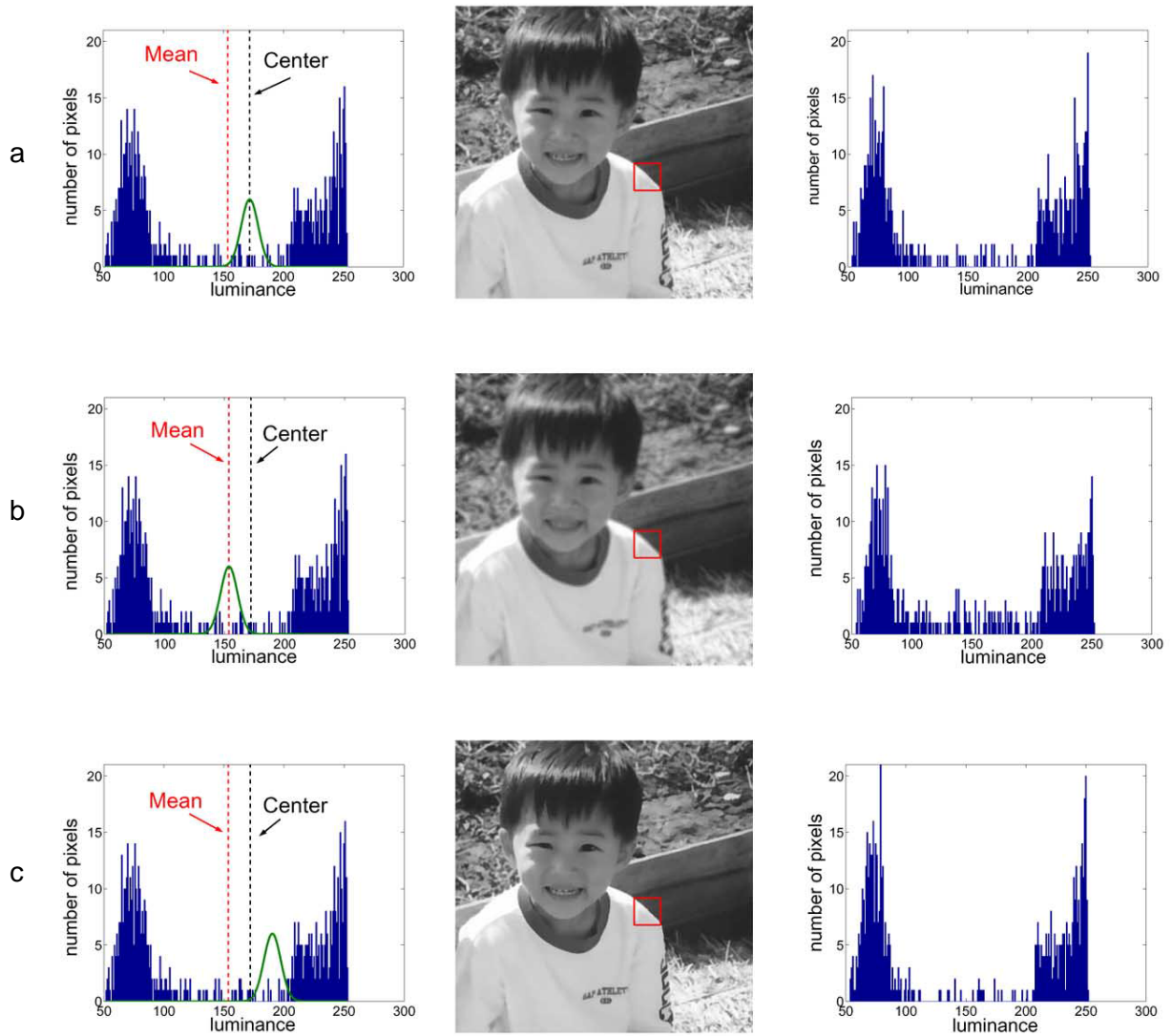


Abbildung 15: (a) Ergebnisbild einer bilateralen Filterung mit eingezeichneter Nachbarschaftsregion (rotes Rechteck). Das linke Histogramm bezieht sich auf das Nachbarschaftsfeld vor der Filterung, während das rechte nach der Filterung ermittelt wurde. (b) Range Filter wurde gegen den Mittelwert der Nachbarschaftsregion verschoben (linkes Histogramm), wodurch die Kantensteigung reduziert (rechtes Histogramm) und das Ergebnisbild unscharf wurde. (c) Range Filter wurde vom Median wegverschoben (linkes Histogramm), wodurch die Kantensteigung erhöht wurde (rechtes Histogramm) (Abbildung aus [31]).

sprunghafte Gradientenänderungen beziehungsweise Regionen mit hohen Gradienten die Glättungsfähigkeit des bilateralen Filters verschlechtern [14]. Die negativen Auswirkungen, die bei der bilateralen Filterung durch sprunghafte Gradientenänderungen entstehen, lassen sich auf folgende Problemstellungen zurückführen [14] [32]:

- Bei einer bilateralen Filterung eines Bildpunktes, der sich auf einer grat- beziehungsweise talähnlichen Kante befindet, werden bedingt durch die Filtermaske jene Bildpunkte in die Berechnung miteinbezogen, die den jeweiligen Kantenpunkt aufspannen. Dadurch kommt es zu einer Abstumpfung der betrachteten Kante. (Abbildung 16b, 1).
- Bildregionen, die hohe Gradienten aufweisen, werden bei der bilateralen Filterung unzureichend geglättet. Die Begründung liegt darin, dass die meisten benachbarten Intensitätswerte als Ausreißer angesehen werden, denen in der Berechnung keine Bedeutung zukommt (Abbildung 16b, 2).
- Eine zu große Filtermaske in der Nähe einer grat- beziehungsweise talähnlichen Kante führt dazu, dass über unterschiedliche Bildregionen (mit unterschiedlich ausgerichteten Gradienten) gemittelt wird (Abbildung 16b, 3).

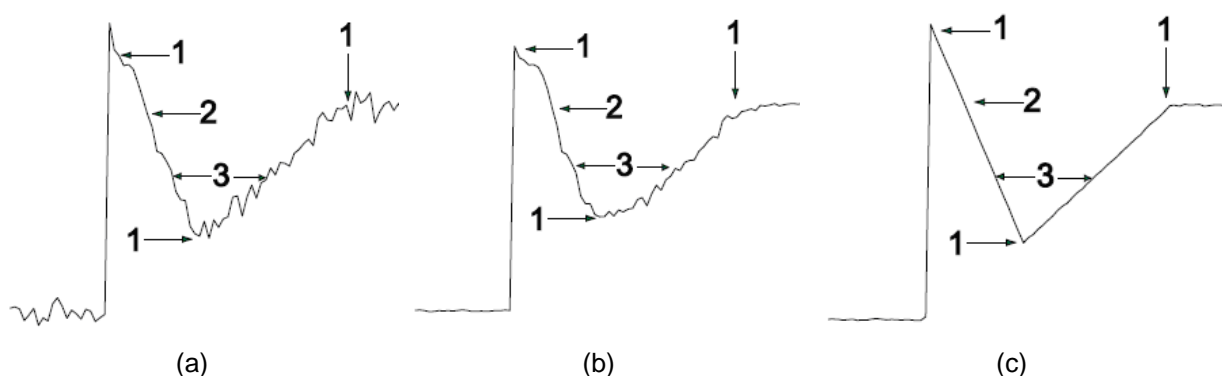


Abbildung 16: (a) Lineares Bildsignal, welches durch Rauschen verfälscht wurde. (b) Ergebnis des bilateralen Filters mit Verweis auf entstandene Nebeneffekte (gekennzeichnet durch 1,2 und 3). (c) Resultat des trilateralen Filters (Abbildung abgeändert aus [32]).

Bezug nehmend auf diese Probleme wurde als mögliche Lösung der trilaterale Filter entwickelt. Dieser Ansatz kombiniert zwei modifizierte bilaterale Filter [32] und bindet

während des Filterungsprozesses Informationen bezüglich lokaler Bildgradienten mit ein [33]. Diese Maßnahme lässt sich dadurch begründen, dass Änderungen von Intensitätswerten auch an den Bildgradienten erfasst werden können. In [3] wird ein Gradient als ein Vektor bestehend aus zwei Komponenten (Richtung und Betrag) definiert, die folgende Informationen mit sich bringen:

- Die Richtungskomponente des Gradienten signalisiert die Richtung des steilsten Anstiegs der zugrunde liegenden Bildfunktion.
- Über den Betrag (Größe) des Gradienten kann festgestellt werden, wie stark beziehungsweise wie abrupt der Anstieg erfolgt.

Unter zur Hilfenahme der Gradienten versucht die trilaterale Filterung die drei zuvor beschriebenen Probleme des bilateralen Filters durch folgende Basiskonzepte zu lösen [32]:

- Kippen der Filtermaske
- Adaptive Bestimmung der Nachbarschaft
- Selbstständige Anpassung von Filterungsparameter

Bei Regionen mit hohen Gradienten umfasst das Filterfenster nur einen geringen Teil an relevanten Bildpunkten (siehe Abbildung 17a). Um das Fenster in Abhängigkeit vom zugrunde liegenden Bildsignal p optimal anzupassen, wird eine Drehung (Kippung) der Maske um den Punkt (p, I_p) durchgeführt [32]. Für diesen Zweck wird ein bilateraler Filter herangezogen, welcher auf die Gradienten des Bildes angewendet wird. Das Ziel ist dasselbe wie bei der bilateralen Filterung auf Basis von Intensitätswerten: Durch eine stärkere Gewichtung jener benachbarter Gradienten, die mit dem im Zentrum der Filtermaske befindlichen Gradienten eine hohe Ähnlichkeit aufweisen, wird für die stärker zu gewichtenden Bildpunkte ein optimaler Durchschnittsgradient ermittelt. Dieser Durchschnittsgradient wird für die Festlegung des Neigungswinkels herangezogen, der die Kippung des Filterfensters bei der bilateralen Filterung der Bildintensitäten steuert (siehe Abbildung 17b) [32].

Zwar werden durch ein entsprechendes Kippen des Filterfensters die Glättungsergebnisse des trilateralen Filters in hohen Gradientenregionen verbessert, jedoch eröffnet sich dadurch das Problem, dass sich das Fenster auch in Regionen erstrecken kann, die ungleiche

Gradienten aufweisen [32]. Folglich muss das Filterfenster auf eine Pixelregion eingeschränkt werden, die ähnliche gefilterte Gradientenwerte aufweist [14]. Da diese Suche einen hohen Berechnungsaufwand mit sich bringt, wird für diese Suchaufgabe auf einen Minimum-Maximum Gradientenstack zurückgegriffen, dessen Funktionsweise in [32] näher erläutert wird.

Die letzte charakteristische Eigenschaft eines trilateralen Filters besteht darin, dass sich der Filterungsprozess durch Angabe eines einzigen Parameters steuern lässt. Dieser benutzerspezifische Parameter legt die Größe der bei der bilateralen Gradientenfilterung zum Einsatz kommenden Nachbarschaftsregion fest [32] und wird neben entsprechenden Messwerten des gefensterten Signals als Basis für die Berechnung anderer notwendiger Parameterwerte herangezogen.

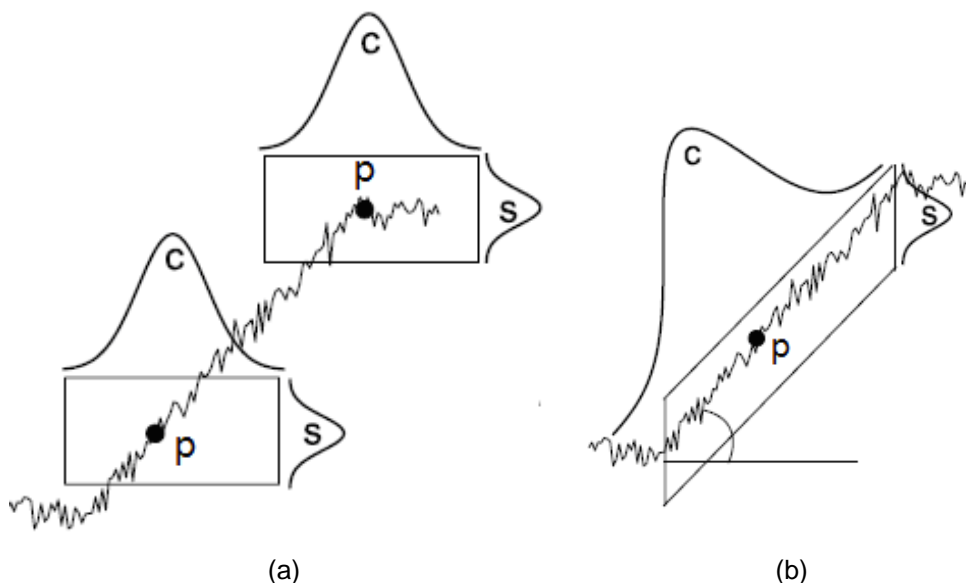


Abbildung 17: (a) Ausrichtung der Filtermaske bei der bilateralen Filterung. (b) Neigung des Filterfensters bei der trilateralen Filterung, um mehr relevante Bildpunkte für die Berechnung miteinfließen zu lassen (Abbildung abgeändert aus [32]).

Zwar stellen für die trilaterale Filterung abrupte Gradientenänderungen beziehungsweise grat- und talähnliche Kanten keine Probleme mehr dar, jedoch bleiben impulsive Rausch-artefakte (wie bei der ursprünglichen bilateralen Filterung) unentdeckt. Um neben Gaußschem Bildrauschen auch impulsive Störartefakte zu entfernen, wurde in [34] eine Variante der trilateralen Filterung präsentiert, bei der die ROAD-Statistik (siehe Abschnitt

2.2.8) zur bilateralen Filterung der Gradienten und der Intensitätswerte hinzugefügt wird. Dadurch lassen sich kombinierte Rauschstörungen im Bild erfolgreich lokalisieren und entfernen.

2.2.8. Bilaterale Filterung mittels ROAD-Statistik

In [7] wird eine weitere Variante der bilateralen Filterung vorgestellt, die neben Gaußschem Bildrauschen auch impulsive Rauschartefakte eliminiert. Dabei kommt eine dritte Gewichtsfunktion zum Einsatz, die untersucht, ob der jeweils betrachtete Pixelwert durch impulsives Rauschen verfälscht wurde. Diese Untersuchung basiert auf der sogenannten ROAD (Rank-Ordered Absolute Differences) Statistik, die im Rahmen der Erweiterung des in [7] vorgestellten bilateralen Filters entwickelt wurde. Die ROAD-Statistik basiert darauf, dass für alle in der Nachbarschaftsregion enthaltenen Pixel die absolute Differenz zu dem im Zentrum der Nachbarschaft befindlichen Intensitätswert berechnet wird. Diese Werte werden nach ihrer Größe sortiert, wobei über die ersten zwei bis sieben Einträge aufsummiert wird. Setzt sich die Summe beispielsweise aus den ersten vier Absolutdifferenzen zusammen, so resultiert daraus ein Maß bezüglich der intensitätsbezogenen Ähnlichkeit des Zentrumpixels zu seinen vier am nächsten angrenzenden Nachbarn [7]. Die zugrunde liegende Logik, die hinter der ROAD-Statistik steckt, wird in [7] folgendermaßen erklärt: Weist der im Zentrum befindliche Bildpunkt eine impulsive Störung auf, so unterscheidet sich dieser verfälschte Intensitätswert von den meisten seiner benachbarten Bildpunkte, sodass dies durch einen hohen ROAD-Wert signalisiert wird. Im Gegensatz dazu sollte ein Intensitätswert ohne Störungen mit mindestens der Hälfte seiner angrenzenden Bildpunkte eine hohe photometrische Ähnlichkeit aufweisen (gekennzeichnet durch einen niedrigen ROAD-Wert). Die Formel für die impulsive Gewichtung wird in [7] demzufolge definiert als:

$$WI[I]_q = e^{-\frac{ROAD(q)^2}{2\sigma_I^2}} \quad (9)$$

Hinsichtlich der angeführten Formel fungiert Parameter σ_I als Schwellwert (oberhalb dessen hohe ROAD-Werte benachteiligt werden), welcher Werte im Intervall [25,55] annimmt [7].

Durch das bereits bekannte Problem der bilateralen Filterung, impulsives Rauschen nicht erkennen zu können, kann die impulsive Gewichtung nicht ohne weiteres in die bilaterale Filterung eingefügt werden. Der Grund liegt darin, dass die Gewichtung bezüglich der Intensität im Vergleich zur ROAD-Statistik in die entgegengesetzte Richtung arbeitet. In [7] wird zur besseren Verständlichkeit als Beispiel ein weißer Hintergrund mit schwarzen Impulspixel angenommen. Während die ROAD-Statistik mit impulsivem Bildrauschen verfälschte Bildpunkte mittels hohen ROAD-Werten eingrenzt, werden bei der Intensitätsgewichtung eines verfälschten Bildpunktes die in der Nachbarschaft befindlichen Störpixel stärker gewichtet als die angrenzenden weißen Pixel. Dadurch bleibt der verfälschte Pixelwert weiterhin im Bild bestehen. Somit bedarf es einer Umschaltfunktion (Joint Impulsivity), die bestimmt, wie viel von der photometrischen Gewichtung bei Vorliegen eines Impulspixels in die Berechnung miteinfließt, und folgende Definition aufweist [7]:

$$J[I]_{p,q} = 1 - e^{-\left(\frac{ROAD(p) - ROAD(y)}{2}\right)^2 / 2\sigma_j^2} \quad (10)$$

Der Parameter σ_j steuert die Form der Funktion, wobei anstelle der Gaußfunktion jede nichtnegative Funktion herangezogen werden kann, die gegen 0 verläuft [7]. Die Intuition dieser Formel besteht darin, dass durch hohe ROAD-Werte an den Pixelpositionen p und q die Gewichtung gegen 1 verläuft, womit die Intensitätsgewichtung zu vernachlässigen ist. Somit ergibt sich die bilaterale Filterung unter Miteinbeziehung der impulsiven Gewichtung aus [7]:

$$BFI[I]_{p,q} = G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|)^{1 - J[I]_{p,q}} WI[I]_q^{J[I]_{p,q}} \quad (11)$$

Durch die angeführte Formel können Gaußsche Rauschartefakte als auch impulsive Verfälschungen beziehungsweise eine kombinierte Variation der beiden Bildrauschtypen (Mixed Noise) erfolgreich entfernt werden (siehe Abbildung 18).

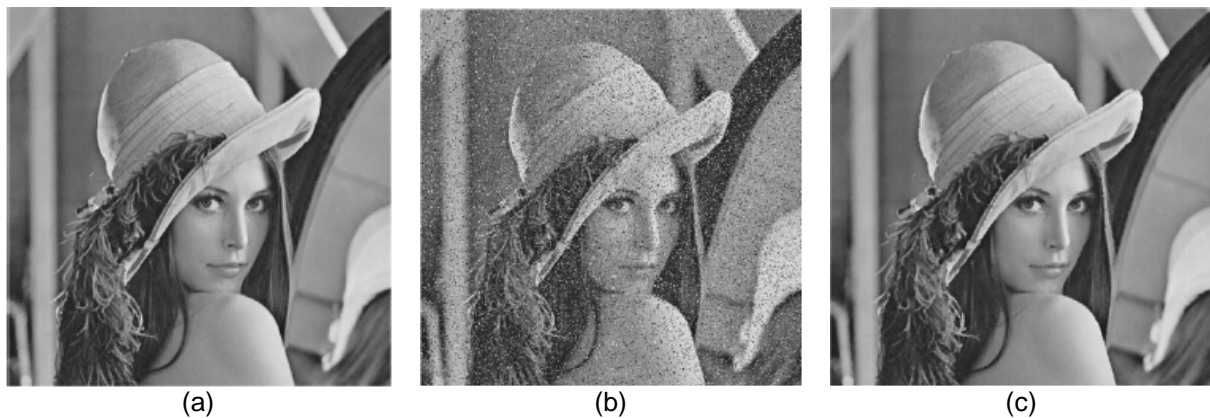


Abbildung 18: (a) Eingabebild. (b) Durch impulsives Bildrauschen verfälschtes Eingabebild. (c) Filterungsergebnis mittels verwendeter ROAD-Statistik (Abbildung aus [7]).

2.2.9. Bilaterale Filterung mittels ROLD-Statistik

Bei impulsivem Bildrauschen kann der Fall eintreten, dass zwischen dem Wert eines Impulspixels p und seinen benachbarten Bildpunkten eine hohe Ähnlichkeitsbeziehung besteht, wodurch sich für p ein niedriger ROAD-Wert ergibt [35] [36]. Wie bereits in Abschnitt 2.2.8 erwähnt, kennzeichnen niedrige ROAD-Werte echte Bildpunkte (Pixelpositionen, die keiner Verfälschung ausgesetzt sind). In diesem Zusammenhang besteht somit die Möglichkeit, dass aufgrund der ermittelten ROAD-Werte ein falscher Rückschluss gezogen wird, ob es sich um einen durch impulsives Rauschen verfälschten Bildpunkt handelt oder nicht.

Zur Lösung dieser Problemsituation wurde in [35] die ROLD (Rank Ordered Logarithmic Difference) Statistik implementiert, die auf einer Verstärkung der durch die ROAD-Methode ermittelten Unterschiede zwischen verfälschten und echten Pixelwerten basiert. Es wird versucht, fälschliche ROAD-Werte zu erhöhen unter gleichzeitiger Sicherstellung, niedrige Werte nicht zu stark anzuheben, sodass für diesen Zweck eine logarithmische Funktion auf die absolute Differenz zweier Intensitätswerte angewendet wird [35].

Der Gedanke, die ROLD-Statistik im Rahmen einer bilateralen Filterung einzusetzen, wurde in [36] realisiert. Dabei wurde die im Abschnitt 2.2.8 vorgestellte Methode als Grundgerüst verwendet und um die ROLD-Funktionalität erweitert. Das Ziel besteht darin, die ROLD-Statistik als Ersatz für die ROAD-Funktionalität heranzuziehen, wenn diese keine korrekte Arbeitsweise garantiert (impulsiver Störpixel weist zufällig eine hohe Ähnlichkeit zu seinen umliegenden Bildpunkten auf) [36].

2.2.10. Weitere Filterungsmethoden

Die bilaterale Filterung und ihre unterschiedlichen Implementierungen/Varianten stellen nur eine Gruppe von Methoden dar, um Bildrauschen bei gleichzeitiger Aufrechterhaltung von Kantenverläufen zu eliminieren. Folglich werden in den nächsten Abschnitten Filterungsoperationen behandelt, die auf andere Art und Weise Rauschartefakte entfernen.

Anisotropische Diffusion

In [37] wird eine iterative Filterungsmethode vorgestellt, die auf dem physikalischen Diffusionsprinzip basiert. Das heißt, dass als Grundlage für den Filterungsprozess die isotropische Diffusionsgleichung herangezogen wird. Die Isotropie zeichnet sich durch einen konstanten Diffusionskoeffizienten aus. Für die Anwendung der Diffusionsgleichung im Kontext einer Bildglättung, bei der Kantenverläufe weiterhin scharf dargestellt werden sollen, stellt die Isotropie jedoch keine wünschenswerte Eigenschaft dar. Das heißt, um eine Verwischung von Kanten zu verhindern, muss der Diffusionskoeffizient in Abhängigkeit vom zugrunde liegenden Bildsignal festgelegt werden. Der Wert des Diffusionskoeffizienten wird somit in Abhängigkeit dessen getroffen, ob sich der jeweilige betrachtete Bildpunkt innerhalb einer homogenen Bildregion oder auf einer Kante befindet. In [37] wird der Einsatz einer nichtnegativen, monoton fallenden Funktion g vorgeschlagen, die als Übergabeparameter den Gradientenbetrag erhält und folgendes Verhalten aufweist:

$$\begin{aligned} g(x) &= 1 && \text{wenn } x = 0 \\ g(x) &= 0 && \text{wenn } x = 1 \end{aligned} \quad (12)$$

Durch die Funktion g wird somit die Diffusion anhand des übergebenen Gradientenbetrags x gesteuert. Ein hoher Rückgabewert von g signalisiert, dass sich der Punkt in einem homogenen Bildbereich befindet, während ein niedriger Wert auf eine Kantenzugehörigkeit hinweist. In [37] werden für diesen Zweck folgende zwei Funktionen vorgeschlagen, die im Rahmen einer anisotropischen Diffusion angewendet werden können:

$$g_1(x) = \frac{1}{1 + \frac{x^2}{\sigma^2}} \quad (13)$$

$$g_2(x) = e^{-(x^2 / \sigma^2)} \quad (14)$$

Eine Bildglättung bei gleichzeitiger Aufrechterhaltung von Kanten kann nun anhand der von der Funktion g zur Verfügung gestellten Information durchgeführt werden. Dabei wird der Diffusionskoeffizient innerhalb homogener Bildbereiche auf 1 gesetzt, sodass keine regionsübergreifende Bildglättung stattfindet [37]. Bei Kanten beziehungsweise Regionsgrenzen bekommt der Koeffizient 0 zugewiesen. Somit wird in jeder Bildregion ein separater Diffusionsprozess durchgeführt (anisotropische Prozesse) [37], wobei sich das Ausmaß der Bildglättung durch die Anzahl der Iterationen steuern lässt.

Guided Filter

In [38] wird eine neuartige Filterungsmethode präsentiert, welche die gleichen Eigenschaften aufweist wie der bilaterale Filter. Das heißt, dass nur jene Bildpunkte in die Berechnung neuer Intensitätswerte miteinbezogen werden, die sich auf derselben Kantenseite befinden wie der im Zentrum der jeweils betrachteten Nachbarschaftsregion enthaltene Bildpunkt. In diesem Zusammenhang werden in Abbildung 19 jeweils zwei Filterkerne grafisch veranschaulicht, die im Rahmen einer bilateralen Filterung beziehungsweise bei der Anwendung des Guided Filters hervorgegangen sind. Bei der Betrachtung der in der ersten Reihe enthaltenen Filterkerne wird ersichtlich, dass sowohl beim Guided Filter (Abbildung 19b) als auch bei der bilateralen Filterung (Abbildung 19c) jene Bildpunkte am niedrigsten gewichtet werden (die Gewichtungsfaktoren erstrecken sich dabei gegen den Wert 0), die sich hinsichtlich des rot markierten Zentrumpixels auf der anderen Kantenseite befinden. Im zweiten Beispielbild fehlt jedoch ein derartiger Kantenverlauf, wodurch bei beiden Filtern keine abrupte Trennung hinsichtlich der Integrierung angrenzender Bildpunkte in die Intensitätsberechnung erfolgt.

Der entscheidende Vorteil des Guided Filters im Vergleich zur bilateralen Filterung liegt in einer effektiveren Arbeitsweise (Guided Filter weist besseres Verhalten in der Nähe von Kanten auf) und in einem von der Größe des Filterkerns unabhängigen Berechnungsaufwand [38].

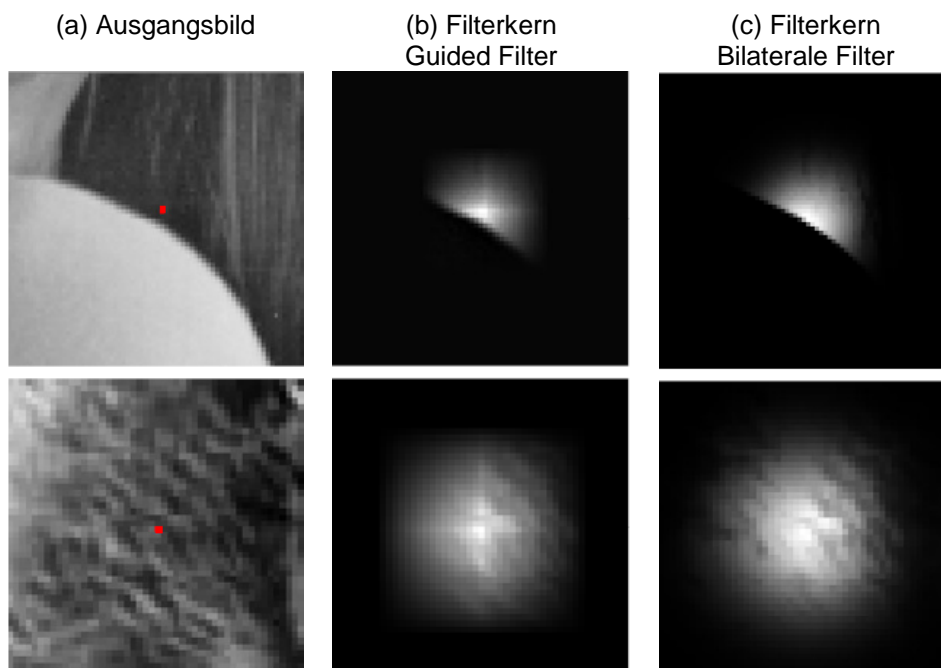


Abbildung 19: Grafische Veranschaulichung des Filterkerns beim Guided beziehungsweise bilateralen Filter, die jeweils auf Basis zweier unterschiedlicher Bildausschnitte (mit und ohne Kante) entstanden sind (Abbildung aus [38]).

Local Mode Filtering

Bei der in [39] vorgestellten Local Mode Filterung handelt es sich um eine iterative Prozedur, die auf Basis eines lokalen Histogramms eine Filterung durchführt. Dabei wird um einen Bildpunkt p eine lokale Nachbarschaftsregion definiert. Für diesen Bereich wird das zugehörige Histogramm ermittelt. Ausgehend vom Intensitätswert I_p , welcher sich an der Pixelposition p befindet, besteht die Aufgabe der Local Mode Filterung darin, das am nächsten zu I_p befindliche lokale Maximum (Local Mode) im Histogramm zu finden. Die Intuition bezüglich der Auffindung des lokalen Maximums wird in [39] folgendermaßen erklärt: Weist eine beliebige Nachbarschaftsregion innerhalb eines Graustufenbildes kleine Bilddetails und einen großen Hintergrundbereich auf, so zeichnet sich das zugehörige lokale Histogramm durch zwei Spitzen (Peaks) aus (Abbildung 20a). Die größere Spitze (Global Mode) repräsentiert den Hintergrund und signalisiert, welcher Grauwert am häufigsten in der

Nachbarschaftsregion vorkommt. Der zweite Peak umfasst die Intensitätswerte, aus denen sich die Bilddetails zusammensetzen. Würde eine stärkere Gewichtung jener Intensitätswerte erfolgen, die die globale Spitze aufspannen, so gehen die (relevanten) Bilddetails verloren.

Ausgehend vom globalen Histogramm des jeweiligen zu filternden Bildes, werden für die Durchführung einer Local Mode Filterung zwei Parameter benötigt [39]:

- Der erste Parameter wird als σ_s bezeichnet und dient der Einschränkung der Nachbarschaftsregion, die sich um einen betrachteten Bildpunkt p befindet. Für diese Aufgabe wird eine Gaußfunktion verwendet, welche sich durch σ_s steuern lässt.
- Der zweite Parameter (σ_r) dient der Glättung des Histogramms. Für diese Aufgabe kommt ebenfalls eine Gaußfunktion zum Einsatz. Die Ausprägung der Histogrammglättung wird somit durch σ_r festgelegt, wobei ein größerer Wert eine zunehmende Verschmelzung des lokalen und globalen Maximums verursacht (siehe Abbildung 20b)

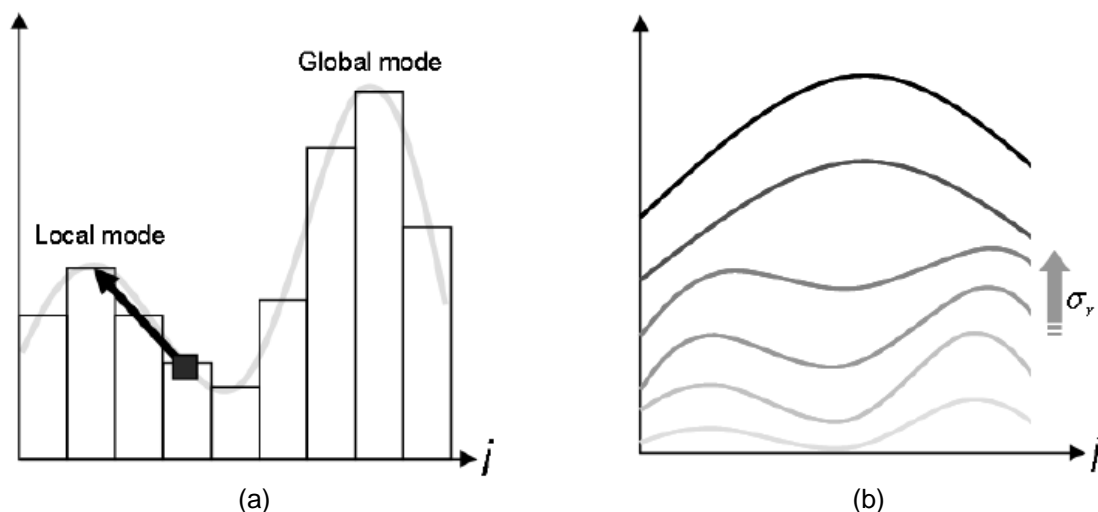


Abbildung 20: (a) Lokales Histogramm einer Nachbarschaftsregion, wobei bei der Local Mode Filterung jeder Pixel zu seinem zugehörigen lokalen Maximum (Local Mode) hinbewegt wird. (b) Verschmelzung des globalen und lokalen Maximums (Abbildung aus [14]).

Als Ergebnis liegt ein mittels Gaußfunktion gewichtetes lokales Histogramm vor, welches über eine begrenzte Nachbarschaft erstellt wurde [39]. Dieses Histogramm lässt sich folgendermaßen ausdrücken [14]:

$$H(p, i, \sigma_s, \sigma_r) = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_q - i) \quad (15)$$

Bezug nehmend auf die angeführte Formel kennzeichnet Variable p jene Pixelposition, um die das lokale Histogramm ermittelt wird. Des Weiteren stellt Variable i jenen Intensitätswert dar, für den ein Interesse bezüglich der Häufigkeit seines Erscheinens innerhalb der betrachteten lokalen Nachbarschaftsregion besteht.

Im Kontext einer Local Mode Filterung besteht die Aufgabe darin, den Intensitätswert I_p des im Zentrum der Nachbarschaft befindlichen Bildpunktes p zum am nächsten liegenden lokalen Maximum hinzubewegen [14]. Das heißt somit, dass $i=I_p$ gesetzt wird. Da es sich bei dem angestrebten lokalen Maximum um einen Extrempunkt handelt, muss die partielle Ableitung von (15) den Wert 0 ergeben [14]:

$$\frac{\partial H}{\partial i}(p, i, \sigma_s, \sigma_r) \Big|_{i=I_p} = 0 \quad (16)$$

wodurch sich folgende Endgleichung ergibt [14]:

$$I_p = \frac{\sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_q - i) I_q}{\sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_q - i)} \quad (17)$$

Durch die angeführte Formel lässt sich eine Beziehung zur bilateralen Filterung erkennen: beim ersten Schritt beziehungsweise beim ersten Durchlauf eines Local Mode Filterungsvorgangs wird $i=I_p$ gesetzt, wodurch sich eine bilaterale Filterung ergibt. Für die Ermittlung des nächsten lokalen Maximums wird die Formel (17) iterativ angewendet, wobei der Startpunkt des neuen Durchgangs das Ergebnis der vorherigen Operation darstellt [39].

Non Local Mean Filterung

Die bisher vorgestellten Nachbarschaftsfilter bestimmen den neuen Intensitätswert eines Bildpunkts p auf Basis einer um diese Pixelposition definierten Region. Dadurch werden nur die in diesem Bereich eingegrenzten Bildpunkte für die Berechnung herangezogen. Es besteht jedoch kein zwingender Grund zur Annahme, dass sich die am ähnlichsten sehenden Pixel zu p in dessen unmittelbarer Umgebung [40] beziehungsweise sich in einem um p umgebenen lokalen Nachbarschaftsbereich befinden. So können beispielsweise in einer Aufnahme ein und dieselben Bilddetails (Patches) in unterschiedlichen Bereichen auftreten, wobei keine unmittelbare Nachbarschaft zwischen diesen Regionen besteht. Diese sich ähnlich sehenden Bilddetails werden beim Non Local Mean Algorithmus [40] [41] für die Durchführung einer Rauschunterdrückung herangezogen. Dabei setzt sich der rauschfreie Intensitätswert an einer Pixelposition p aus der gewichteten Durchschnittsbildung all jener Bildpunkte zusammen, die eine ähnliche um p aufgespannte Nachbarschaftsregion aufweisen. In Abbildung 21 werden diesbezüglich entsprechende Beispiele angeführt, die mit unterschiedlichen Farben gekennzeichnet sind. Damit ein beliebiger Bildpunkt q in die Berechnung des neuen Intensitätswerts an der Pixelposition p miteinbezogen wird, müssen die Helligkeitswerte innerhalb des um q aufgespannten Nachbarschaftsbereiches und jene Intensitätswerte, die sich in einer gleich großen Nachbarschaft um p befinden, dicht beieinander liegen. Die Ähnlichkeit zweier Nachbarschaftsfenster wird anhand der Euklidischen Distanz bestimmt [41]. Dieser Abstand wird durch einen Gaußkern gewichtet, womit jene Bildpunkte, die sich zum jeweils betrachteten Referenzpixel näher befinden, eine stärkere Bedeutung beim Vergleich der Nachbarschaftsfenster zugewiesen bekommen [40].

Der Vorteil des Non Local Mean Algorithmus gegenüber den Nachbarschaftsfiltern liegt in einer robusteren Vergleichsweise, da nicht nur die Intensitätswerte an einzelnen Bildpunkten, sondern auch die geometrische Beschaffenheit der Nachbarschaftsregionen berücksichtigt werden [41].



Abbildung 21: Beispiele für Pixelpositionen, die nahezu identische Nachbarschaftsregionen (gekennzeichnet durch unterschiedliche Farben) aufweisen (Abbildung aus [40]).

2.3. Rauschunterdrückung in Bildfolgen

Im Gegensatz zu den Rauschunterdrückungsverfahren, die als Eingabeparameter ein einziges Bild erwarten, existieren Methoden, die auf Basis der von mehreren Bildern (Bildsequenz) zur Verfügung gestellten Informationen eine Filterung durchführen. Die Grundidee besteht darin, dass ein Durchschnittswert für einen Bildpunkt p berechnet wird, indem die korrespondierenden Pixel der betrachteten Bildfolge g_1, g_2, \dots, g_n für die Berechnung herangezogen werden, die alle von unabhängigen Zufallsvariablen v_1, v_2, \dots, v_n verfälscht wurden [3].

2.3.1. Multi-Image Denoising

In [9] wird eine neuartige Methode präsentiert, die aus einer zeitlichen Bildfolge eine klare Rekonstruktion der jeweils abgelichteten Szene generiert. Dabei bezieht sich der vorgestellte Ansatz speziell auf Aufnahmen weit entfernter Objekte. Als Beispiel wird in [9] Mount Rainier herangezogen, von dem Fotos in einem Abstand von circa 90 Kilometer angefertigt wurden.

Ausgehend von dieser Bildfolge wird der Versuch unternommen, die während der Aufnahmen entstandenen Verfälschungen (bedingt durch atmosphärischen Dunst und Kamerabewegungen) zu eliminieren. In diesem Zusammenhang wird eine neue gewichtete Durchschnittsfunktion angewendet, die auf dem Prinzip des Lucky Imaging basiert. Diese Technik wird vorwiegend in der Astronomie angewendet, um die durch atmosphärische Turbulenzen verursachte Unschärfe in aufgenommenen Bildern zu beseitigen [9]. Atmosphärische Unruhen werden beispielsweise durch die in der Erdatmosphäre vorherrschenden Temperaturschwankungen verursacht, wodurch eine Ablenkung sich ausbreitender Lichtstrahlen hervorgerufen wird [3]. Um eine korrekte Rekonstruktion zu garantieren, müssen die einzelnen Bilder zueinander ausgerichtet vorliegen. Da diese Anforderung in der Praxis nicht automatisch gegeben ist, muss eine aufwendige Bildregistrierung (Image Alignment) durchgeführt werden, die mögliche Kamerabewegungen während des Aufnahmeprozesses kompensiert beziehungsweise die korrekte Beziehung eines jeden Pixels zu seinen über die Bildfolge verteilten korrespondierenden Pixelpositionen wiederherstellt.

2.3.2. Joint Bilateral Filter

In [42] und [43] wurde eine Adaption der bilateralen Filterung hinsichtlich der Anwendung auf ein Bildpaar implementiert. Diese Anpassung wird in [42] als Cross beziehungsweise in [43] als Joint Bilateral Filter bezeichnet, wobei im Rahmen dieser Arbeit vorwiegend auf die zweite Bezeichnung zurückgegriffen wird. Bei den beiden zum Einsatz kommenden Bildern handelt es sich um Aufnahmen von ein und derselben Szene, wobei im Rahmen des zweiten Aufnahmeprozesses auf den Einsatz einer zusätzlichen Beleuchtung (Blitzfunktion der zum Einsatz kommenden Kamera) verzichtet wurde. Die Verwendung eines derartigen Bildpaares begründet sich durch die unterschiedlichen Auswirkungen, die sich mit/ohne einer zusätzlichen Beleuchtung ergeben [42]:

- Bei der Aufnahme mit eingeschaltetem Blitz werden die Szenendetails besser erfasst (Abbildung 22a), wobei jedoch unerwünschte Störartefakte auftreten können. Das wohl bekannteste Nebenprodukt stellt der Rote-Augen-Effekt dar. Des Weiteren können unter Verwendung der Blitzlichtfunktionalität Schattenbilder entstehen, die ohne zusätzliche Belichtung nicht entstehen würden.
-

- Durch die Fotografie ohne Blitzlicht bleibt die natürliche Umgebungsbeleuchtung erhalten. Als Nebeneffekt erscheint das Endresultat jedoch unscharf und verrauscht (Abbildung 22b).

Der Grundgedanke des Joint Bilateral Filters besteht darin, die visuellen Vorteile, die sich durch eingeschalteten/ausgeschalteten Blitz ergeben, in einem einzigen Bild zu kombinieren. Dies wird dadurch erreicht, indem eine bilaterale Filterung auf dem ohne Blitzlicht aufgenommenem Bild erfolgt. Dadurch bleibt das natürliche Erscheinungsbild der erfassten Szene bestehen. Die andere Aufnahme (mit Blitz) wird für die Bestimmung der photometrischen Ähnlichkeit herangezogen, da durch eine zusätzliche Beleuchtung eine detaillierte Szenendarstellung und somit eine bessere Aufrechterhaltung von Kantenverläufen erreicht wird. Das Ergebnis stellt ein rauschfreies scharfes Bild dar (Abbildung 20c). Die aus [43] [14] abgeleitete Definition des Joint Bilateral Filters mit seinem zugehörigen Normalisierungsfaktor lautet somit folgendermaßen:

$$JBF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_p^{Flash} - I_q^{Flash}) I_q \quad (18)$$

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_p^{Flash} - I_q^{Flash}) \quad (19)$$

Der Joint Bilateral Filter wendet die Blitzlichtaufnahme als eine Schätzung für das zweite Bild an [43]. Doch wie bereits erwähnt kann eine zusätzliche Belichtung die Entstehung von Schatten mit sich bringen, die in der zweiten Aufnahme (ohne Blitz) nicht vorhanden sind. In dieser Situation führt die Joint Bilateral Filterung zu falschen Ergebnissen, sodass die Integration einer Methode erforderlich ist, die durch Blitzlicht hervorgerufene Schatten erkennt beziehungsweise identifiziert. Des Weiteren muss das Bildpaar aufeinander registriert werden, um die durch Kamerabewegungen hervorgerufenen Verschiebungen zwischen den beiden Aufnahmen zu kompensieren [42].

2.3.3. Dual Bilateral Filter

Eine weitere Methode, die auf der bilateralen Filterung beruht und als Eingabeparameter zwei Bilder erwartet, wird in [44] unter dem Namen Dual Bilateral Filtering vorgestellt. Im Gegensatz zum Joint Bilateral Filter, bei dem sich das übergebene Bildpaar aus zwei Farbbildaufnahmen zusammensetzt, erwartet der Dual Bilateral Filter zwei Aufnahmen, die auf unterschiedlichen Spektren beruhen. Ziel dieser Filterungsoperation ist es, unterbelichtete Videoaufnahmen (RGB-Video) dahingehend zu verbessern, indem auf zeitlich korreliertes Aufnahmematerial zurückgegriffen wird, das durch einen Infrarotsensor erfasst wurde [44].

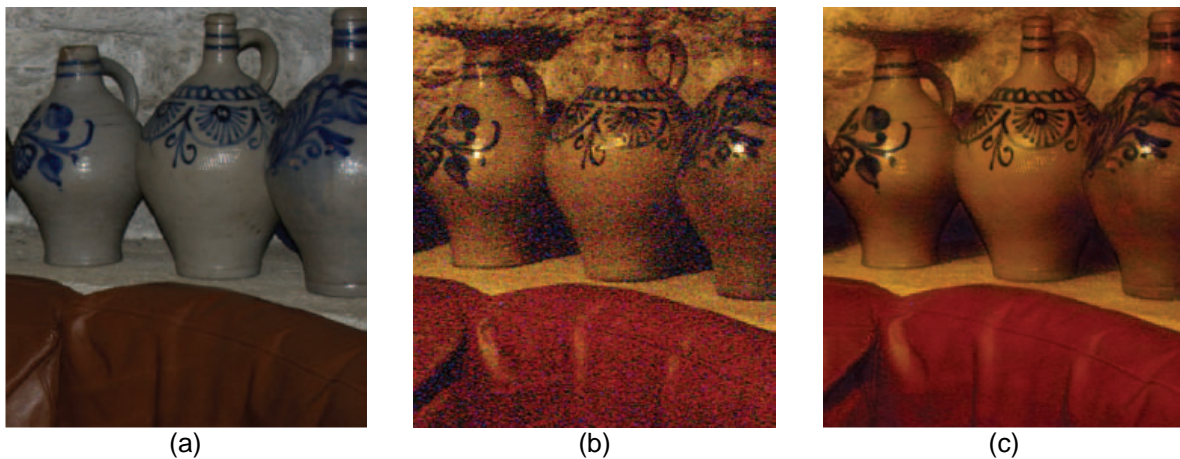


Abbildung 22: (a) Aufnahme mit Blitz. (b) Unschärfe, verrauschte Aufnahme ohne Blitz. (c) Filterungsergebnis des Joint Bilateral Filters (Abbildung aus [43]).

Die Intuition bezüglich der kombinierten Verwendung von Farb- und Infrarotaufnahmen wird in [44] folgendermaßen begründet:

- Infrarotsensoren ermöglichen eine genaue Aufnahme unter schwachen Lichtverhältnissen (beispielsweise bei Nacht), wobei jedoch Farb- beziehungsweise Helligkeitsinformationen betreffend der unter Beobachtung stehenden Szene nicht erfasst werden.
- Videokameras hingegen ermöglichen eine korrekte Farb- und Helligkeitserfassung einer beobachteten Szene, deren Qualität jedoch von der Belichtungszeit abhängt.

Wie beim Joint Bilateral Filter wird auch bei der dualen bilateralen Filterung versucht, die Stärken der beiden Aufnahmen (Genauigkeit bei Infrarot- und korrekte Farbdarstellung bei Farbaufnahme) im Kontext einer Rauschunterdrückung miteinander zu kombinieren. Während beim Joint Bilateral Filter die Blitzlichtaufnahme die geometrische Ähnlichkeit und somit die Kantendefinition festlegt, werden beim Dual Bilateral Filter beide Bilder für die Kantendefinition herangezogen [2]. Somit ergibt sich für die Dual Bilaterale Filterung folgende Definition [44] [14]:

$$DBF[I]_p = \frac{1}{W_{IR}} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) G_{\sigma_{IR}}(\|IR_p - IR_q\|) I_q \quad (20)$$

$$W_{IR} = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) G_{\sigma_{IR}}(\|IR_p - IR_q\|) \quad (21)$$

Durch die Definition des dualen bilateralen Filters wird die Möglichkeit berücksichtigt, dass bestimmte Features in einer Aufnahme ersichtlich sind, in der zweiten jedoch nicht [44]. Somit müssen Kanten nur in einem der beiden Bilder erkannt werden, um sicherzustellen, dass keine Kantenverwischung stattfindet. Eine weitere Stärke des Filters bezieht sich auf eine bessere Berücksichtigung unterschiedlicher Rauschcharakteristiken, indem σ_r und σ_{IR} verschieden angepasst werden können [14].

2.3.4. ASTA Filter

In [45] wird demonstriert, dass die bilaterale Filterung auch im Videobereich effektiv eingesetzt werden kann. Diese für Videosequenzen optimierte Filterungsoperation wird als ASTA-Filter (Adaptive Spatio-Temporal Accumulation Filter) bezeichnet. Das Grundprinzip dieser Filterungsvariante basiert auf einer Durchschnittsbildung von Intensitätswerten, die sich in verschiedenen Frames an ein und derselben Pixelposition p befinden. Eine praktische Umsetzung wird durch einen eindimensionalen bilateralen Filter erreicht, der entlang der Zeitachse angewendet wird. Für die Ähnlichkeitsbestimmung werden lokale Nachbarschaftsregionen herangezogen, die in unterschiedlichen Frames um den jeweils gleichen Bildpunkt p positioniert sind [45]. Der Grund für diese Vorgehensweise liegt darin, dass sich

durch bewegende Videoobjekte Pixelwerte an ein und denselben Positionen in aufeinander folgenden Frames stark variieren können. Demzufolge kann bei alleiniger Betrachtung der Intensitätsdifferenz zweier zeitlich korrespondierender Bildpunkte keine genaue Beurteilung getroffen werden, ob ein hoher Differenzwert vorhandenes Bildrauschen oder eine Bewegung repräsentiert. Durch die Miteinbeziehung begrenzter Regionen, die in jedem Frame als Zentrum die gleiche Pixelposition p aufweisen, kann eine genauere Beurteilung getroffen werden, indem geringe Pixeländerungen innerhalb der Nachbarschaftsfelder als Anzeichen für vorhandenes Bildrauschen interpretiert werden [45]. In diesem Fall erfolgt eine eindimensionale bilaterale Filterung des betrachteten Pixels p auf Basis von zeitlich verteilten Bildpunkten (Abbildung 23, rote Pixel). Stehen für die Filterung (aufgrund einer im Videomaterial vorhandenen Bewegung) nicht genügend Bildpunkte zur Verfügung, die eine ähnliche Intensitätsausprägung aufweisen wie p , so erfolgt eine räumliche bilaterale Filterung (Abbildung 23, blaue Pixel). Dabei wird in den bilateralen Filter ein Medianfilter integriert, um auch impulsives Bildrauschen erkennen zu können [45].

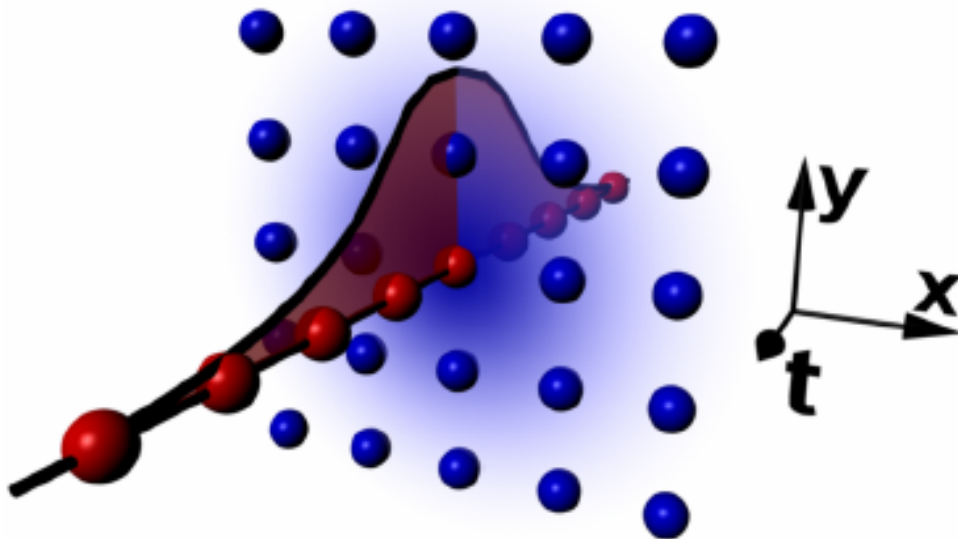


Abbildung 23: Grafische Darstellung der Arbeitsweise des ASTA-Filters. Grundsätzlich werden für den Filterungsprozess die zeitlich verteilten Bildpunkte (rote Pixel) herangezogen. Weisen jedoch die entlang der Zeitachse betrachteten Intensitätswerte eine unzureichende Ähnlichkeit mit dem im Kernelzentrum befindlichen Bildpunkt auf, so werden die räumlichen Bildpunkte (blaue Pixel) gefiltert (Abbildung aus [45]).

2.3.5. Dreidimensionale Anisotropische Diffusion

Eine weitere Methodik bezüglich der Rauschunterdrückung von Videosequenzen stellt die in [46] vorgestellte Erweiterung der anisotropischen Diffusion dar. Dabei wird die ursprüngliche Form der Diffusionsgleichung [37] um eine dritte (zeitliche) Dimension ergänzt. Der daraus resultierende Vorteil gegenüber einer zweidimensionalen Diffusion wird in [46] folgendermaßen erläutert: Bei der ursprünglichen anisotropischen Diffusion wird nur die räumliche Korrelation berücksichtigt. Wird die zweidimensionale Diffusionsgleichung für die Rauschunterdrückung eines Videos herangezogen, so wird jedes einzelne Frame unabhängig voneinander mittels der anisotropischen Diffusionsmethode verarbeitet. Dadurch tritt der sogenannte Flickering Effect auf (Videoflimmern beim Abspielen). Bei der dreidimensionalen Variante werden mehrere (aufeinanderfolgende) Frames in den Diffusionsprozess miteinbezogen, wodurch zeitliche Korrelationen in den Filterungsprozess mit einfließen und somit eine Unterdrückung des Flickering Effects ermöglichen.

3. Implementierung

Als Eingabe wird eine Bildfolge erwartet, die Aufnahmen von ein und derselben Szene beinhaltet. Die einzelnen Bilder der Sequenz können unterschiedlich ausgeprägtes Gaußsches Bildrauschen aufweisen. Im Kontext der implementierten Methode werden diese störenden Rauschartefakte entfernt ohne wichtige Bilddetails zu verfälschen. Die Rauscheliminierung wird durch eine gewichtete Mittelung aller innerhalb lokaler Nachbarschaftsregionen befindlichen Pixel der Bildsequenz erzielt. Dabei müssen die einzelnen Bilder nicht exakt aufeinander ausgerichtet sein, sodass keine vorhergehende Bildregistrierung vorausgesetzt wird, um eine korrekte Arbeitsweise zu gewährleisten. Die Gewichtung eines jeden Bildpunktes erfolgt in Abhängigkeit von der geometrischen Distanz beziehungsweise von der Intensitätsdifferenz zum jeweils betrachteten Pixel.

Des Weiteren muss berücksichtigt werden, dass die Bilder der Sequenz eine durch atmosphärischen Dunst bedingte Trübung aufweisen können. Diese Trübheit entsteht durch die in der Erdatmosphäre vorhandenen Aerosole, die eine Streuung der sich von einem Objekt ausbreitenden Lichtstrahlen verursachen und folglich durch anderes Streulicht ersetzt werden [47]. Als Resultat dieses Prozesses verlieren die aufgenommenen Bilder an Kontrast und Farbtreue [48]. In diesem Zusammenhang erweist sich der Einsatz von Dehazing-Methoden als eine notwendige Maßnahme, um die durch den atmosphärischen Dunst verursachte Aufhellung der aufgenommenen Bilder im Endresultat zu entfernen.

In Abbildung 24 erfolgt eine Zusammenfassung jener Prozesse, die im Rahmen einer Bildsequenzaufnahme durchlaufen werden. Resultierend aus unterschiedlichen Fehlerquellen (atmosphärischer Dunst, Kamerabewegungen) liegt am Ende des Aufnahmeprozesses eine verfälschte Bildfolge vor, die als Eingabe für die entwickelte Methode herangezogen wird. Als Ergebnis wird eine rauschfreie und ungetrübte Rekonstruktion des aufgenommenen Objekts beziehungsweise der erfassten Szene erwartet, die qualitativ gleichwertig ist mit jenen Resultaten, die aus dem in [9] vorgestellten Verfahren hervorgehen. Im Unterschied zu der in dieser Arbeit präsentierten Methode wird in [9] eine vorhergehende Bildregistrierung durchgeführt, um eine korrekte Arbeitsweise zu garantieren.

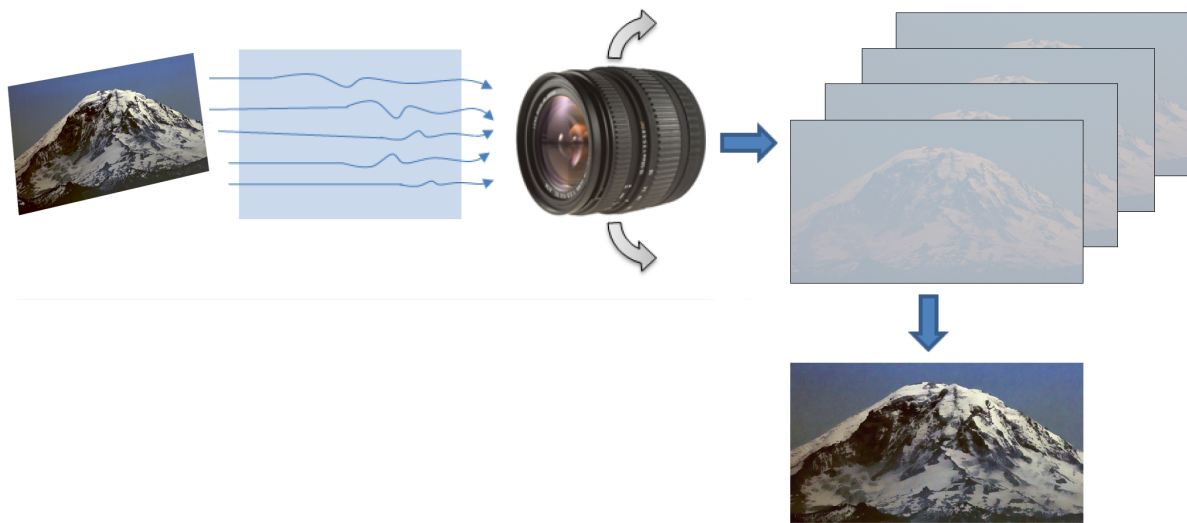


Abbildung 24: Darstellung verschiedener Ebenen, die im Rahmen des Aufnahmeprozesses durchlaufen werden und die Qualität der Bilder unterschiedlich beeinflussen (Abbildung abgeändert aus [9]).

3.1. Gewichtete Rauschunterdrückung

Die Ausgangslage hinsichtlich der gewichteten Mittelung bildet ein Referenzframe. Im Kontext der implementierten Methode wird als Referenz jeweils die erste Aufnahme innerhalb der zu betrachtenden Bildsequenz herangezogen. In weiterer Folge wird um jeden korrespondierenden Bildpunkt in den restlichen Aufnahmen (jene Pixel, welche dieselben Koordinaten besitzen wie der aktuell betrachtete Referenzpixel) jeweils eine gleich große Nachbarschaftsregion definiert. Diese Nachbarschaftsbereiche umfassen jene Bildpunkte, die für die Berechnung des neuen Intensitätswertes an der Pixelposition des aktuell betrachteten Referenzwertes herangezogen werden. Jeder Bildpunkt innerhalb der definierten Nachbarschaftsbereiche wird anhand des räumlichen Abstandes und der Intensitätsdifferenz mit dem Referenzpixel verglichen. In Abhängigkeit von der geometrischen Distanz und vom Farbunterschied wird eine entsprechend starke beziehungsweise schwache Gewichtung durchgeführt, die mittels einer Gaußfunktion gesteuert wird.

In Abbildung 25 wird diesbezüglich ein einfaches Beispiel angeführt, anhand dessen die Funktionsweise der implementierten Rauschunterdrückungsmethode illustriert wird. Um die durch Kamerabewegungen resultierenden Verschiebungen zwischen den einzelnen Aufnahmen besser erkennen zu können, wird die Nachbarschaftsregion des betrachteten

Referenzpixels angeführt. Bei einem Vergleich mit den Nachbarschaftsbereichen der restlichen Aufnahmen, die alle um die Position des Referenzpixels zentriert liegen, lässt sich gut erkennen, dass die zum Referenzpixel korrespondierenden Bildpunkte (gekennzeichnet durch eine eingezeichnete Diagonale) andere Koordinaten besitzen. Anhand einer gewichteten Mittelung aller innerhalb der Nachbarschaftsbereiche liegenden Bildpunkte wird die verschobene Korrespondenz in Abhängigkeit von der räumlichen Distanz und von der Intensitätsdifferenz erkannt und entsprechend stark in die Berechnung des neuen Intensitätswertes miteinbezogen. Die Stärke der Gewichtung wird in Abbildung 25 durch die Dicke der Verbindungslinien dargestellt. Dabei ist zu erwähnen, dass in den lokalen Nachbarschaftsregionen der dargestellten Aufnahmen jeweils zwei Bildpunkte denselben Grauwert aufweisen wie der Referenzpixel. Die intensitätsbezogene Gewichtung nimmt somit bei beiden Bildpunkten den maximalen Wert von 1 an. In der ersten Aufnahme wird aufgrund des geringeren räumlichen Abstandes der tatsächliche korrespondierende Pixel stärker gewichtet, während beim anderen Bild dieser etwas schwächer in die Berechnung miteinbezogen wird. Da jedoch beide Bildpunkte denselben Intensitätswert aufweisen, nimmt die schwächere Gewichtung der tatsächlichen Korrespondenz keinen Einfluss auf das resultierende Endergebnis.

Formal lässt sich die auf Basis einer Bildfolge implementierte Rauschunterdrückungsmethode folgendermaßen ausdrücken:

$$BFS[ImageS]_{p1} = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) I_q \quad (22)$$

Der Term $BFS[ImageS]_{p1}$ bezeichnet das Ergebnis der Filterungsmethode an der Pixelposition p unter Verwendung der Bildfolge $ImageS$, wobei als Referenzframe die erste Aufnahme der Sequenz herangezogen wird (p_1). Der Unterschied hinsichtlich der in (3) angeführten Beschreibung der bilateralen Filterung liegt in der Definition von S .

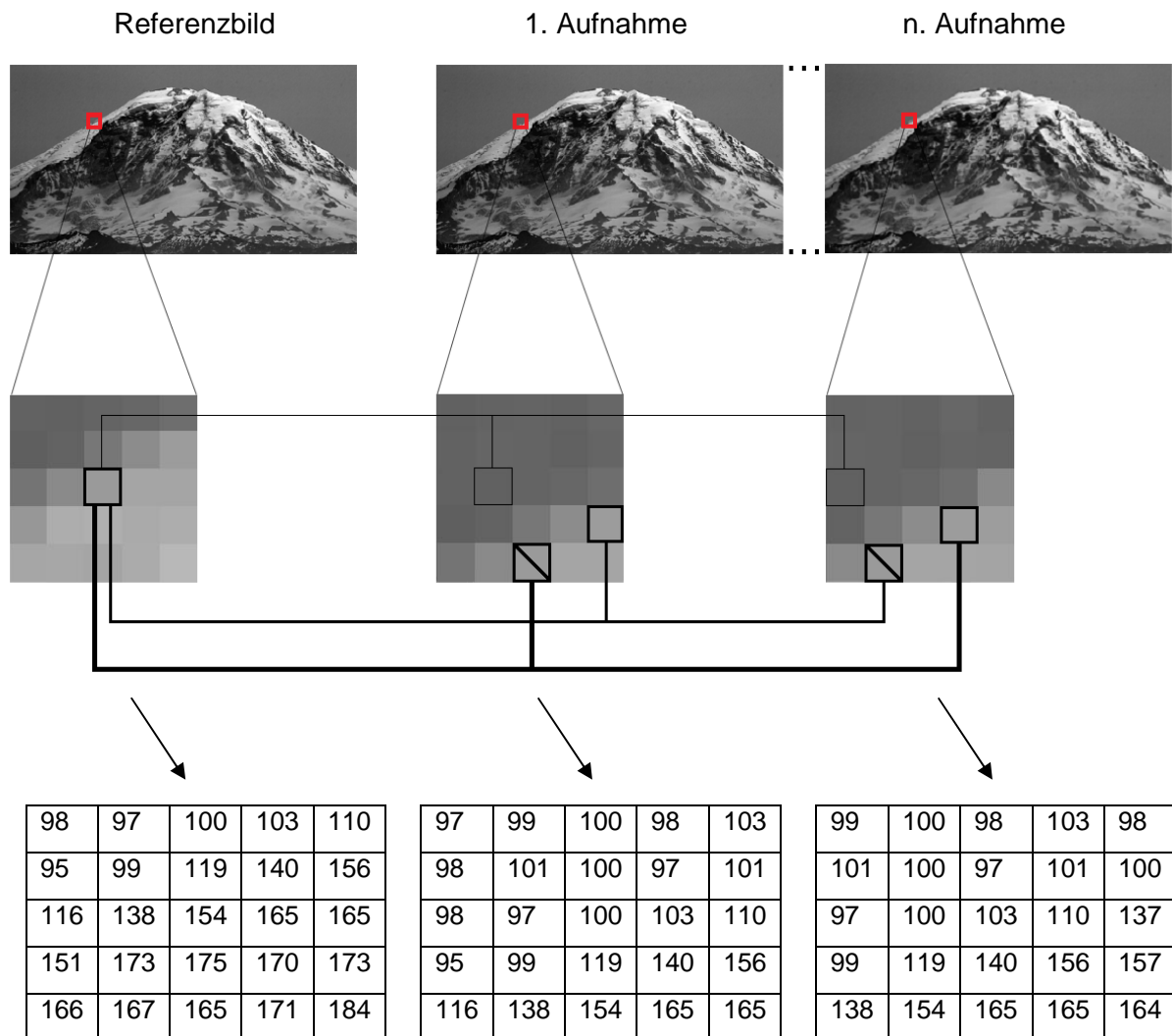


Abbildung 25: Grafische Veranschaulichung einer gewichteten Mittelung basierend auf einer Bildsequenz. Die im Rahmen dieser Abbildung verwendeten Bilder wurden aus [9] entnommen.

Diese Bildpunktmenge erstreckt sich in Zusammenhang mit der in (22) angeführten Formel über die gesamte zu behandelnde Bildfolge B (ohne dem aktuell betrachteten Referenzframe) und stellt somit ein um p (aktuelles Referenzpixel) aufgespanntes Nachbarschaftsfenster in jeder Aufnahme dar, dessen Größe über Radius r gesteuert wird. Formal lässt sich S somit folgendermaßen ausdrücken:

$$S = \{q \mid q \in \{B_2, \dots, B_n\} \wedge |q - p| \leq r \} \quad (23)$$

Die in S enthaltenen Bildpunkte werden (wie bei der bilateralen Filterung) anhand der geometrischen und photometrischen Ähnlichkeit bezüglich des Referenzpixels gewichtet. Für

die geometrische Gewichtung wird ein Gaußkern G_{σ_S} herangezogen, welcher als Übergabeparameter die Euklidische Distanz zwischen den Pixelpositionen p und q erwartet. Die photometrische Ähnlichkeitsbestimmung wird ebenfalls durch eine Gaußsche Gewichtsfunktion G_{σ_I} gesteuert, die als Eingabe die absolute Differenz zwischen den Intensitätswerten I_p und I_q erwartet. Die Normalisierung der ermittelten Gewichtungsfaktoren (Summe aller Gewichtungsfaktoren muss den Wert 1 ergeben) wird durch folgenden Term bewerkstelligt:

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_I}(|I_p - I_q|) \quad (24)$$

Bei Betrachtung der in (22) und (24) angeführten formalen Beschreibung der entwickelten Filterungsmethode kann eine hohe Ähnlichkeit zu der bilateralen Filterung festgestellt werden, die durch die in (3) und (4) angeführten Formeln definiert wird. Im Gegensatz zum bilateralen Filter, welcher auf Basis von Einzelbildern operiert und nur eine lokale Nachbarschaftsregion abarbeitet, werden in der vorgestellten Methode mehrere beziehungsweise Nachbarschaftsfenster hinsichtlich der Berechnung neuer Intensitätswerte herangezogen. Somit kann das implementierte Verfahren als eine Erweiterung des bilateralen Filters angesehen werden, die unter Verwendung mehrerer Bilder operiert.

Im Rahmen der entwickelten Methode nimmt die intensitätsbezogene Gewichtung einen höheren Stellenwert ein als die geometrischen Gewichtungsfaktoren. Der Grund liegt darin, dass der jeweils aktuelle Referenzpixel und die korrespondierenden Bildpunkte in den restlichen Aufnahmen stark zueinander verschoben sein können. Bei Verwendung der Gaußfunktion hinsichtlich der räumlichen Gewichtungsbestimmung werden die in unmittelbarer Nähe zum Referenzpixel befindlichen Bildpunkte am stärksten in die Berechnung des neuen Intensitätswertes miteinbezogen. Wird in diesem Zusammenhang eine zu starke Abstufung der geometrischen Gewichtungsfaktoren gewählt, so wird die Korrespondenz zweier versetzter Bildpunkte durch einen niedrigen Gewichtungsfaktor negativ beeinflusst, womit das Gesamtergebnis in Mitleidenschaft gezogen wird. Zur Verdeutlichung dieser Problemstellung wird in Abbildung 26 eine geometrische Gewichtsmatrix angeführt, deren Faktoren eine abrupte Abstufung aufweisen. Durch die inkorrekte Ausrichtung der Bildsequenz besteht die Möglichkeit, dass sich der korrespondierende Bildpunkt an einer Position befindet, welche einen



Referenzframe (Ausschnitt)

0.4250	0.4172	0.4676	0.6700	0.6629
0.4239	0.4163	0.4353	0.6857	0.6629
0.4200	0.4202	0.4224	0.6947	0.6629
0.4160	0.4205	0.4349	0.6977	0.6629
0.4112	0.4441	0.4086	0.6948	0.6620

Nachbarschaftsregion einer Aufnahme

0.4353	0.6857	0.6629	0.6634	0.6665
0.4224	0.6947	0.6629	0.6713	0.6704
0.4349	0.6977	0.6629	0.6792	0.6822
0.4086	0.6948	0.6620	0.6755	0.6677
0.3693	0.6900	0.6659	0.6912	0.6834

geometrische Gewichtungsfaktoren

intensitätsbezogene Gewichtungsfaktoren

0.0008	0.0117	0.0286	0.0117	0.0008
0.0117	0.1690	0.4111	0.1690	0.0117
0.0286	0.4111	1.0000	0.4111	0.0286
0.0117	0.1690	0.4111	0.1690	0.0117
0.0008	0.0117	0.0286	0.0117	0.0008

0.9831	0.0008	0.0027	0.0027	0.0023
1.0000	0.0005	0.0027	0.0018	0.0019
0.9842	0.0004	0.0027	0.0012	0.0010
0.9806	0.0005	0.0029	0.0014	0.0022
0.7503	0.0007	0.0024	0.0006	0.0010

kombinierte Gewichtungsmatrix

0.0135	0.0002	0.0013	0.0005	0.0000
0.1974	0.0015	0.0189	0.0051	0.0004
0.4725	0.0030	0.0459	0.0083	0.0005
0.1936	0.0015	0.0198	0.0041	0.0004
0.0103	0.0001	0.0011	0.0001	0.0000

Abbildung 26: Aufgrund einer Bildverschiebung wird durch den geometrischen Gewichtungsfaktor die Gesamtgewichtung des korrespondierenden Bildpunktes abgeschwächt.

niedrigen geometrischen Gewichtungsfaktor (beispielsweise 0.0008 oder 0.0117) zugewiesen bekommt. Durch die Multiplikation mit dem zugehörigen intensitätsbezogenen Gewichtungsfaktor ergibt sich somit eine zu schwache Gewichtung des korrespondierenden Bildpunktes. Diesem Problem kann mit einer stetigen Abstufung der geometrischen Gewichtungsmatrix entgegengewirkt werden. Zwar erhalten dadurch unmittelbar zum Referenzpixel angrenzende Bildpunkte, die einen völlig anderen Farbton beziehungsweise Grauwert aufweisen, eine entsprechend starke geometrische Gewichtung. Durch die intensitätsbezogenen Gewichtungsfaktoren werden derartige geometrische Gewichte abgeschwächt, wodurch eine zu starke Verzerrung der kombinierten Gewichtungsfaktoren verhindert wird. Die Gewichtung mit Intensitätswerten ist auch dahingehend wichtig, da dadurch eine implizite Bildregistrierung erfolgt. Intuitiv kann der intensitätsbezogene Gewichtungsprozess mit dem einer Bildregistrierung verglichen werden, da bei beiden Verfahren nach jenen Bildpunkten gesucht wird, die farblich mit einem Referenzwert identisch sind beziehungsweise eine hohe Ähnlichkeit aufweisen.

3.2. Dehazing

Bei im Freien getätigten Aufnahmen kann das Problem auftreten, dass die erfassten Bilder eine durch atmosphärischen Dunst bedingte Trübheit aufweisen. Die Entstehungsursache beruht darauf, dass das Licht durch die in der Atmosphäre enthaltenen Aerosole (beispielsweise Staub- oder Nebelpartikel) gestreut beziehungsweise reflektiert wird [48], womit die von einem Szenepunkt ausgehenden Lichtstrahlen in abgeschwächter Form von der Kamera erfasst werden [47]. Als Folge dieses Prozesses weisen die aufgenommenen Bilder eine eingeschränkte Sicht auf den Inhalt der jeweils dargestellten Szene auf [48]. In diesem Zusammenhang wird in Abbildung 27a ein Beispielbild angeführt, anhand dessen die Auswirkung einer atmosphärisch bedingten Trübung ersichtlich ist. Bei näherer Betrachtung lässt sich beobachten, dass besonders weit entfernt liegende Gebäude durch den atmosphärischen Dunst verschwinden beziehungsweise nicht mehr erkennbar sind. Zum Vergleich wird in Abbildung 27b die gleiche Szene angeführt, die keine Trübung des Bildinhalts aufweist.

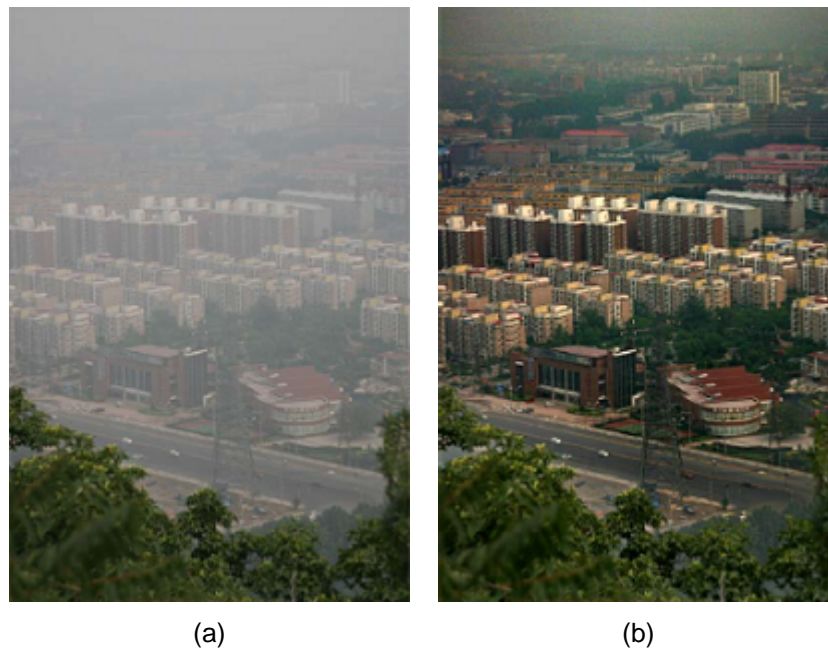


Abbildung 27: Darstellung einer Szene mit (a) und ohne (b) atmosphärisch bedingter Trübung (Abbildung aus [47]).

Für die Entstehung der in digitalen Bildern enthaltenen Trübheit wird in [47] folgende Formel angeführt:

$$I(p) = J(p)t(p) + A(1 - t(p)) \quad (25)$$

Der Term $I(p)$ bezeichnet das von einer Kamera erfasste Bild an der Position p . Folglich kennzeichnet $J(p)$ die tatsächliche Helligkeit der aufzunehmenden Szene an p . Weiters beschreibt $t(p)$ den Anteil des Lichts, welcher ausgehend von p durch die Kamera erfasst wird. Dieser Ausdruck beschreibt somit die Sichtbarkeit einer Pixelposition p [48]. Durch die Variable A wird die globale Umgebungsbeleuchtung spezifiziert. Bezug nehmend auf die angeführte Formel beschreibt der rechte Term die Farbverschiebung der Szene [47] und somit das Ausmaß der im Bild enthaltenen Trübheit.

Um auf Basis einer getrühten Bildaufnahme eine klare Rekonstruktion der erfassten Szene zu erreichen, wird im Rahmen der implementierten Methode die in [9] vorgestellte Dehazing-Prozedur eingesetzt. Bei diesem Verfahren handelt es sich um eine abgeänderte Version der in [47] präsentierten Dark Channel Methode. Das Prinzip der Dark Channel Methode basiert auf der Annahme, dass in jedem betrachteten Bildausschnitt einer ungetrühten Aufnahme

Pixelpositionen zu finden sind, die in mindestens einem der drei Farbkanäle einen niedrigen Intensitätswert aufweisen [9] [47]. Formal lässt sich diese Annahme für ein Bild J folgendermaßen definieren [47]:

$$J^{Dark}(p) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{q \in \Omega(p)} (J^c(q))) \quad (26)$$

Die Farbkanäle von J werden durch J^c ausgedrückt. Der jeweilige betrachtete Bildausschnitt, in dem die Suche nach dem niedrigsten Intensitätswert in den drei Farbkanälen erfolgt, wird mittels $\Omega(p)$ gekennzeichnet, wobei diese Region zentriert um den Bildpunkt p liegt. J^{Dark} wird somit als Dark Channel von J bezeichnet [47].

Um den Hintergedanken der getätigten Annahme verständlicher zu erklären, wird auf die in Abbildung 28 angeführten ungetrübten Aufnahmen mit ihren zugehörigen Dark Channels verwiesen. Bei näherer Betrachtung lässt sich erkennen, dass ein Großteil der Pixel innerhalb der Dark Channel Bilder einen Wert von 0 aufweisen. Daraus lässt sich schließen, dass die Intensitätswerte dieser Bildpunkte (jene Pixelpositionen, deren Intensitätsausprägung in einer ungetrübten Aufnahme den Wert 0 besitzen) bei einer durch atmosphärischen Dunst bedingten Trübung durch die in Formel (25) angeführten additiven Aufhellung (rechter Term der Formel) bestimmt werden. Somit können die Intensitätswerte des Dark Channel Bildes als eine grobe Annäherung für das Ausmaß dieser Aufhellung herangezogen werden [47], die die Trübung des Bildinhaltes verursacht.

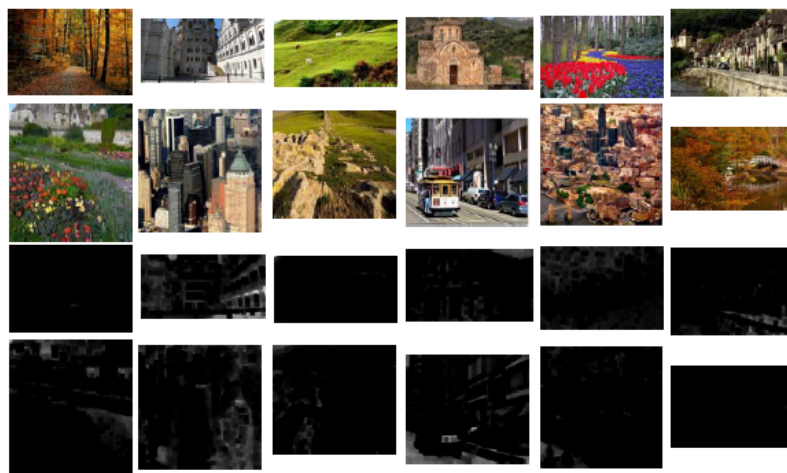


Abbildung 28: Auflistung von Beispielfeldern mit ihren zugehörigen Dark Channels (Abbildung aus [47]).

In [9] wird die Dark Channel Methode dahingehend angepasst, indem für jede Zeile (Scanline) des Bildes der dunkelste Intensitätswert in den drei Farbkanälen gesucht wird. Diese Vorgehensweise wird dadurch begründet, dass sich der nebelige Dunst in Abhängigkeit von der Höhe aus unterschiedlichen Schichten zusammensetzt [9]. Da ein mögliches Rauschen von Zeile zu Zeile nicht ausgeschlossen werden kann, werden die Werte in vertikaler Richtung durch einen eindimensionalen Gaußfilter geglättet [9]. Im Anschluss wird die Entfernung der im Bildinhalt vorhandenen Trübheit dadurch erreicht, indem pro Zeile die korrespondierenden Dark Channel Werte vom jeweiligen Farbkanal abgezogen werden.

$$I_{dehaze}(p_{x,y}) = I(p_{x,y}) - \min_{i=1}^{ImageWidth} I(p_{i,y}) \quad (27)$$

Abschließend erfolgt eine Kontraststreckung, um die Helligkeit des Bildes anzupassen, sodass nach diesem Bearbeitungsschritt das rekonstruierte Endresultat vorliegt.

4. Resultate

Für die Evaluierung der vorgestellten Methode werden im nächsten Abschnitt Vergleiche mit der bilateralen Filterung [11] angestellt. Des Weiteren erfolgt eine Gegenüberstellung jener Ergebnisse, die mit der Sequenzfilterung unter Einsatz verschiedener Referenzbilder erzielt wurden. Da bei diesen beiden Vergleichsanstellungen die Rauschunterdrückung im Vordergrund steht, wurden Bildaufnahmen ohne atmosphärisch bedingte Verfälschungen herangezogen. Der Grund liegt darin, dass der Einsatz der beschriebenen Dehazingprozedur und einer darauffolgenden Kontraststreckung das Filterungsergebnis zu sehr beeinflusst, um eine rein auf den Filterungsfertigkeiten der jeweiligen Rauschunterdrückungsmethode basierende Beurteilung durchzuführen. Zum Schluss wird ein Vergleich mit der in [9] präsentierten Filterungsvariante angeführt, wobei in diesem Kontext ein Dehazing der resultierenden Ergebnisse angewendet wird. Für die Durchführung der Evaluierung wurden selbst aufgenommene Bildfolgen beziehungsweise künstlich erstellte Bildsequenzen basierend auf einer einzigen Digitalaufnahme verwendet.

4.1. Vergleich mit Einzelfilterung

Um einen Vergleich zwischen der bilateralen Filterung [11] und der in dieser Arbeit vorgestellten Methode durchzuführen, weisen das verwendete Eingabebild beziehungsweise die zum Einsatz kommende Bildsequenz Gaußsches Bildrauschen auf. Für den Zweck legitimer Vergleichsanstellungen wurden alle Aufnahmen der verwendeten Bildfolge mit denselben Einstellungen verfälscht wie die bei der bilateralen Filterung zum Einsatz kommende Testaufnahme. In Hinblick auf Gaußsches Bildrauschen bedeutet das, dass bei jedem Bild der gleiche Wert für Parameter σ_{noise} verwendet wurde, welcher die Stärke des Bildrauschens steuert. Des Weiteren setzt sich ein Vergleich aus mehreren Filterungsdurchläufen zusammen, in denen das Ausmaß des Gaußschen Bildrauschens beziehungsweise die Wertausprägung für σ_{noise} kontinuierlich erhöht wird. Als Vergleichsmaß für die erzielten Ergebnisse wird die Summe der absoluten Differenzen zwischen der Originalaufnahme und dem Resultat der jeweiligen Filterungsmethode herangezogen. Dadurch lässt sich abschätzen, wie sehr eine resultierende Rekonstruktion der aufgenommenen Szene von der Originalaufnahme abweicht.

Bei der ersten Vergleichsanstellung wurde ein Bild/eine Bildsequenz des Grazer Uhrturms verwendet, wobei für die bilaterale Filterung beziehungsweise für die Sequenzfilterung jeweils zwei verschiedene Parametereinstellungen zum Einsatz kamen. Das Ausmaß der Bildverfälschung wurde im Laufe der Filterungsdurchläufe kontinuierlich erhöht, während die für die Filterung notwendigen Parameterzuweisungen keinen Änderungen unterzogen wurden. In Abbildung 29 und in Abbildung 30 werden diesbezüglich die Ergebnisse der bilateralen Filterung und der implementierten Sequenzfilterung gegenübergestellt, wobei die am schwächsten beziehungsweise stärksten durch Gaußsches Bildrauschen betroffenen Einzelbilder/Bildfolgen verwendet wurden.

Bei Betrachtung der in Abbildung 29a-b dargestellten Ergebnisse lässt sich erkennen, dass der bilaterale Filter bei geringen Rauschstörungen ($\sigma_{noise} = 0.0005$) ein qualitativ besseres Ergebnis hervorbringt (schärfere Darstellung des Ziffernblattes bei der Uhr). Im Gegensatz dazu weisen die Resultate in Abbildung 29c-d, die auf Grundlage starker Rauschstörungen ($\sigma_{noise} = 0.05$) berechnet wurden, ein grobkörniges Erscheinungsbild auf, wobei sich das Ergebnis der Sequenzfilterung im Vergleich zur Einzelfilterung durch eine stärkere Glättung auszeichnet. In Abbildung 31 werden die zugehörigen Fehlerraten (blaue Kurven) der beiden Filterungsmethoden hinsichtlich eines kontinuierlichen Anstiegs Gaußschen Bildrauschens gegenübergestellt. Anhand der eingezeichneten Kurven kann beobachtet werden, dass mit zunehmender Verfälschung die Sequenzfilterung eine deutlich niedrigere Fehlerquote aufweist als die bilaterale Filterung.

In einem weiteren Vergleichsaufbau wurde dasselbe Eingabebild/dieselbe Bildfolge auf Basis anderer Parameter behandelt (10×10 Nachbarschaft, $\sigma_S = 5$, $\sigma_r = 0.05$). Die resultierenden Filterungsergebnisse werden diesbezüglich in Abbildung 30 angeführt. Des Weiteren können die zugehörigen Fehlerraten ebenfalls aus Abbildung 31 entnommen werden (gekennzeichnet durch die mit roter Farbe eingezeichneten Kurven). Durch die Reduzierung der Größe hinsichtlich der zu behandelnden Nachbarschaftsregionen kombiniert mit einer kleineren Wertzuweisung für σ_r wurde der Schnittpunkt zwischen den der bilateralen Filterung und der Sequenzfilterung repräsentierenden Kurven bezogen auf die erzielten Fehlerraten beim ersten Vergleich etwas nach hinten verschoben. Das bedeutet, dass anhand der getätigten Parameteränderungen die Fehlerrate der Sequenzfilterung bereits bei geringeren Gaußschen Störungen unter der der Einzelfilterung liegt, wodurch ein besseres



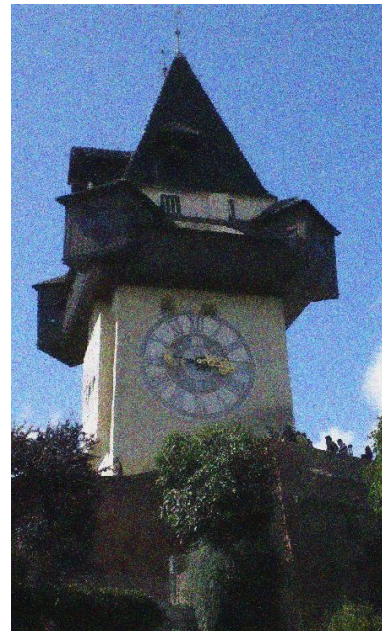
(a) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(b) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(c) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) - 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.05$



(d) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.05$

Abbildung 29: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse des bilateralen Filters beziehungsweise der in dieser Arbeit vorgestellten Sequenzfilterung unter Verwendung einer 20x20 Nachbarschaft. Das/Die Eingabebild(er) wurden jeweils mit Gaußschen Bildrauschen verfälscht.



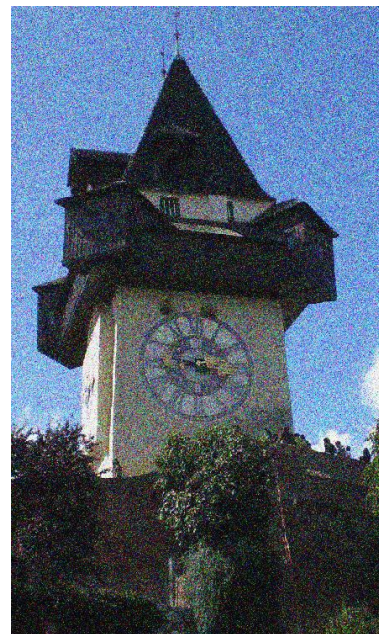
(a) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) – 10x10
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.05$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(b) - Sequenzfilterung – 10x10
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.05$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(c) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) – 10x10
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.05$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(d) - Sequenzfilterung – 10x10
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.05$, $\sigma_{noise}=0.0005$

Abbildung 30: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse unter Verwendung des bilateralen Filters beziehungsweise der in dieser Arbeit vorgestellten Sequenzfilterung. Das/Die Eingabebild(er) wurden jeweils mit Gaußschen Bildrauschen verfälscht.

Ergebnis erzielt wird. Der Effekt dieser Schnittpunktverschiebung lässt sich anhand der in Abbildung 29b und 30b dargestellten Resultate der Sequenzfilterung gut beobachten. Während das Ergebnis in 29b ein etwas verschwommenes Erscheinungsbild aufweist, wurde durch die geänderten Parameterwerte beim zweiten Filterungsdurchlauf eine schärfere Rekonstruktion des Grazer Uhrturms bewerkstelligt (30b).

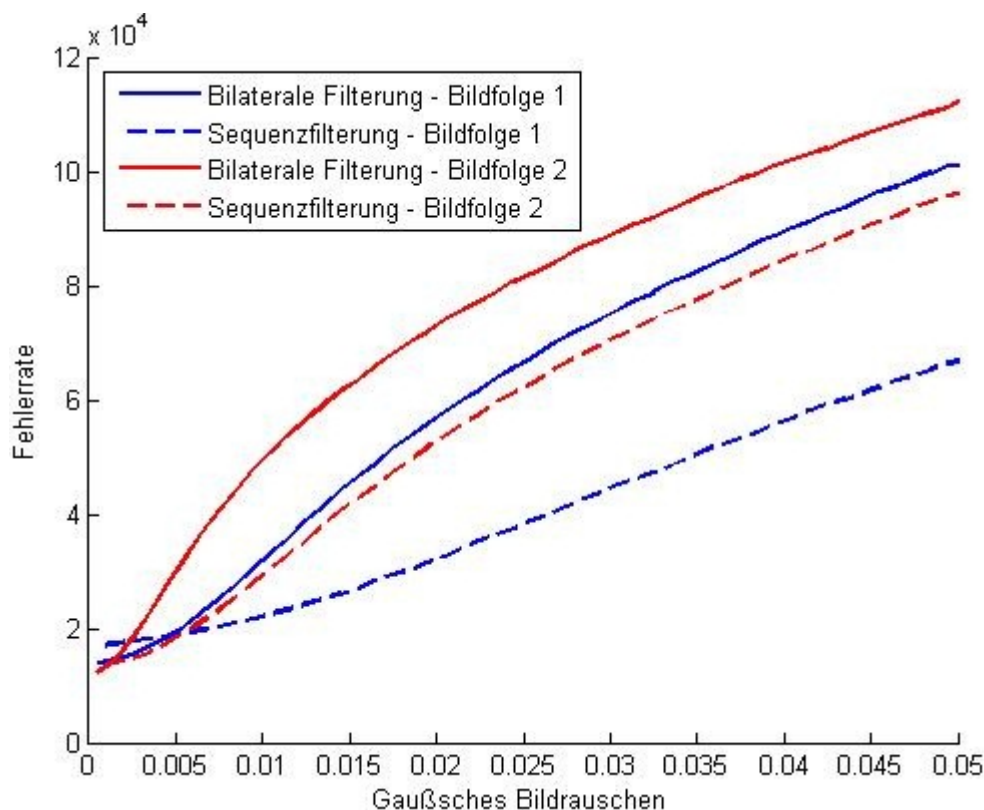


Abbildung 31: Gegenüberstellung der in den Filterungsergebnissen enthaltenen Intensitätsabweichungen zur Originalaufnahme (Bildfolge 1 - 20×20 Nachbarschaft, $\sigma_s=5, \sigma_r=0.1$; Bildfolge 2 - 10×10 Nachbarschaft, $\sigma_s=5, \sigma_r=0.05$).

Ein weiterer Unterschied besteht im Abstand der eingezeichneten Kurven, welcher die Differenz der betrachteten Fehlerraten kennzeichnet. Daraus kann abgelesen werden, dass die Ergebnisse des bilateralen Filters und der implementierten Sequenzfilterung bei der ersten Vergleichsgegenüberstellung größere Unterschiede aufweisen als bei der zweiten Vergleichsanstellung (geringerer Abstand der Kurven). Des Weiteren weisen die mit roter Farbe eingezeichneten Fehlerraten bei zunehmendem Gaußschem Bildrauschen einen steileren Kurvenanstieg auf als die aus dem ersten Vergleich resultierenden Fehlerquoten. Zwar ergibt sich anhand der im zweiten Filterungsdurchlauf verwendeten Parameter bei

geringen Gaußschen Störungen eine niedrigere Fehlerrate. Doch durch den steileren Kurvenanstieg bei zunehmenden Rauschstörungen wird ab einer bestimmten Bildrauschausprägung mit den getätigten Parametereinstellungen des ersten Vergleichsdurchlaufs eine niedrigere Fehlerrate erzielt als wie mit jenen Parameterwerten, die für den zweiten Vergleich herangezogen wurden.

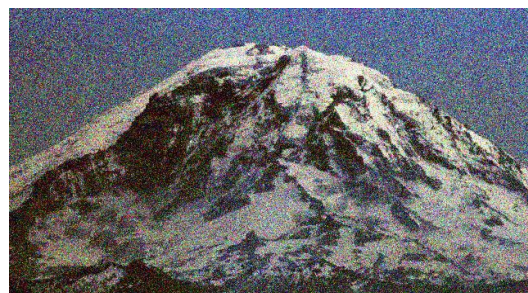
In weiterer Folge wurde ein äquivalenter Vergleich hinsichtlich einer anderen aufgenommenen Szene (Mount Rainer) durchgeführt. Hinsichtlich der einzustellenden Parameter wurden folgende Werte verwendet: *20x20 Nachbarschaft*, $\sigma_s = 5$, $\sigma_r = 0.1$ für den ersten Vergleich und *20x20 Nachbarschaft*, $\sigma_s = 10$, $\sigma_r = 0.2$ für den zweiten Vergleichsdurchlauf. Die Ergebnisse der jeweiligen Filterungsmethoden, die auf Basis des/der am schwächsten/stärksten verrauschten Eingabebildes/Bildsequenz erstellt wurden, werden in Abbildung 32 gegenübergestellt. Die zugehörigen Fehlerraten finden sich in Abbildung 33. Dabei weisen die mit blauer Farbe eingezeichneten Kurvenverläufe (erster Vergleichsaufbau) ein ähnliches Verhalten auf wie die mit denselben Parametereinstellungen erzielten Kurven in Abbildung 31. Das heißt, dass anfänglich die Einzelfilterung (bilateraler Filter) eine niedrigere Fehlerquote aufweist als die Sequenzfilterung. Mit zunehmendem Bildrauschen steigen jedoch die fehlerhaften Intensitätsausprägungen bei der bilateralen Filterung stärker an, wodurch sich in weiterer Folge für die Sequenzfilterung eine geringere Fehlerquote ergibt. Bei den mit roter Farbe dargestellten Kurven (zweiter Vergleich) ist jedoch deutlich zu erkennen, dass sich der Schnittpunkt der eingezeichneten Fehlerraten deutlich nach vorne verschoben hat beziehungsweise dass beide Methoden zu Beginn eine höhere Fehlerquote aufweisen als wie die aus dem ersten Vergleich resultierenden Fehlerraten (blaue Farbe). Folglich weisen die Aufnahmen der verwendeten Bildfolge an jenem Punkt, in dem die Fehlerquote der Sequenzfilterung unter die der Einzelfilterung fällt, ein stärkeres Bildrauschen auf ($\sigma_{noise} \sim 0.021$) als mit den im ersten Filterungsdurchlauf verwendeten Parametereinstellungen ($\sigma_{noise} \sim 0.006$).



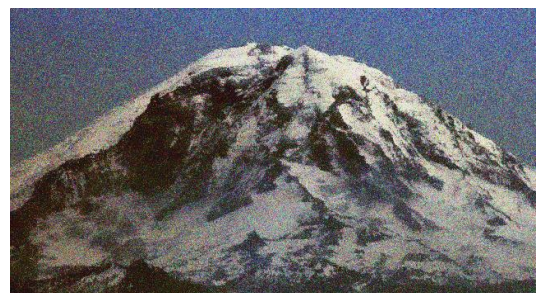
(a) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(b) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(c) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) - 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.05$



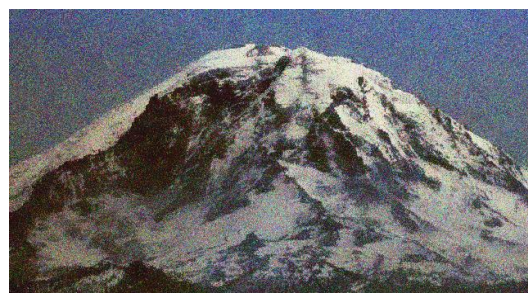
(d) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$, $\sigma_{noise}=0.05$



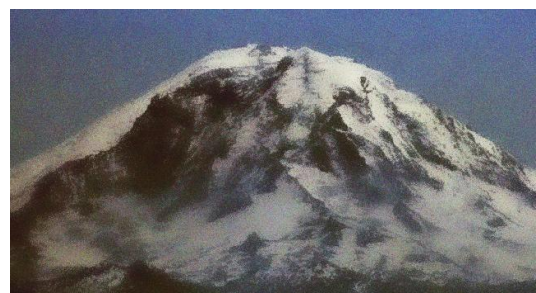
(e) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=20$, $\sigma_r=0.2$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(f) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=10$, $\sigma_r=0.2$, $\sigma_{noise}=0.0005$



(g) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) - 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=10$, $\sigma_r=0.2$, $\sigma_{noise}=0.05$



(h) - Sequenzfilterung – 20x20
Nachbarschaft, $\sigma_s=10$, $\sigma_r=0.2$, $\sigma_{noise}=0.05$

Abbildung 32: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse unter Verwendung des bilateralen Filters beziehungsweise der in dieser Arbeit vorgestellten Sequenzfilterung. Das/Die Eingabebild(er) wurden jeweils mit Gaußschem Bildrauschen verfälscht. Die für die Filterung verwendeten Bilder wurden aus [9] entnommen).

Anhand der durchgeführten Vergleichsanstellungen lässt sich zusammenfassen, dass die bilaterale Filterung bei geringem Gaußischem Bildrauschen qualitative Vorteile gegenüber der auf einer Bildsequenz basierenden Filterungsvariante aufweist. Mit zunehmendem Bildrauschen nehmen jedoch bei der Einzelfilterung die im Ergebnis enthaltenen Intensitätsunterschiede hinsichtlich der Originalaufnahme stetig zu. Diese Beziehung weist auch die Sequenzfilterung auf, wobei die Fehlerrate im Verlauf zunehmender Rauschstörungen unter die der bilateralen Filterung fällt. Zudem kann anhand geeigneter Parametereinstellungen Einfluss darauf genommen werden, bei welchem Ausmaß Gaußischem Bildrauschens die Fehlerrate der Sequenzfilterung unter die des bilateralen Filters fällt (siehe Schnittpunkt der Fehlerraten in den Abbildungen 31 und 33).

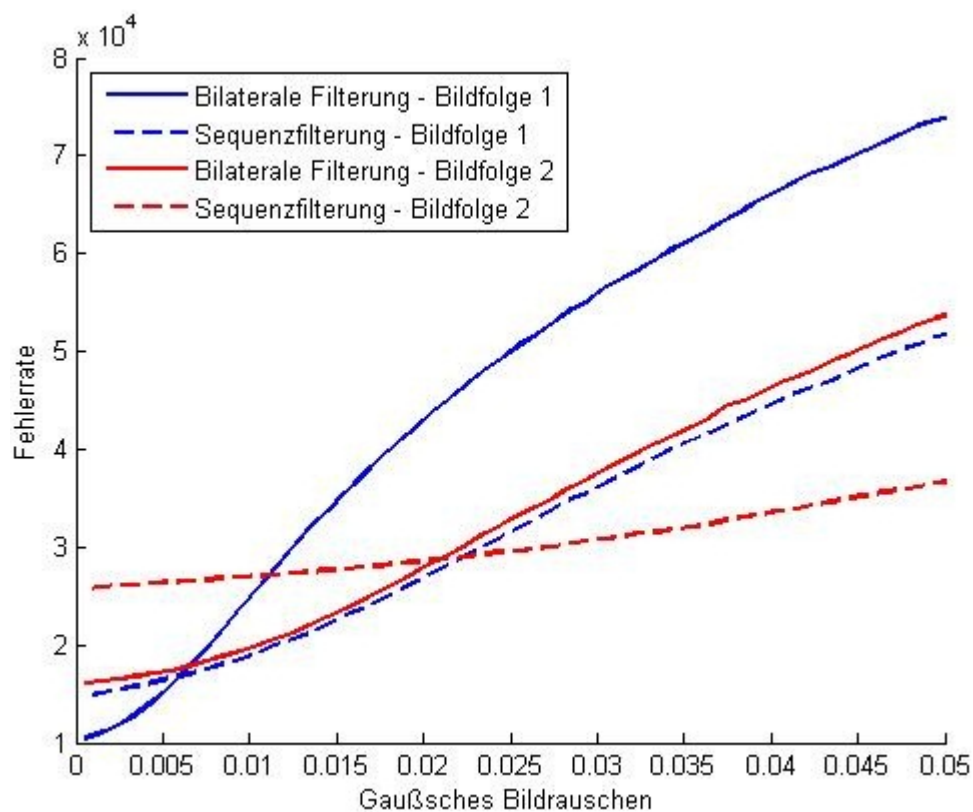


Abbildung 33: Gegenüberstellung der in Filterungsergebnissen enthaltenen Intensitätsabweichungen zur Originalaufnahme unter Verwendung unterschiedlicher Parameter (Bildfolge1 - 20x20 Nachbarschaft, $\sigma_s=5$, $\sigma_r=0.1$; Bildfolge2 - 20x20 Nachbarschaft, $\sigma_s=10$, $\sigma_r=0.2$).

4.2. Vergleich bei Verwendung unterschiedlicher Referenzbilder

Um auf Basis einer verrauschten Bildsequenz eine klare Rekonstruktion der aufgenommenen Szene zu generieren, benötigt der in dieser Arbeit vorgestellte Algorithmus ein Referenzbild. Für die Gewährleistung einer korrekten Arbeitsweise muss dieses Referenzbild die gleiche Szene aufweisen, die die einzelnen Aufnahmen der zu behandelnden Bildfolge beinhalten. Folglich wird im Zuge der entwickelten Methode die erste Aufnahme der übergebenen Bildsequenz als Referenz herangezogen, wobei grundsätzlich jedes Bild der Folge diese Funktion übernehmen kann.

Das ausgewählte Referenzbild bildet die Grundlage für die Berechnung rauschfreier Intensitätswerte. In diesem Zusammenhang wird in jeder Aufnahme (außer im Referenzbild) eine um die Position des aktuellen Referenzpixels zentrierte Nachbarschaftsregion definiert. Die in diesen lokalen Nachbarschaftsbereichen befindlichen Bildpunkte werden anhand des geometrischen Abstands beziehungsweise anhand des Intensitätsunterschiedes zum Referenzpixel gewichtet. Dadurch wird das Ausmaß der Beeinflussung einzelner Bildpunkte hinsichtlich der Ermittlung des neuen Intensitätswertes an der Position des Referenzpixels festgelegt. Anhand der Funktionsweise der implementierten Methode besteht jedoch eine Abhängigkeitsbeziehung zwischen dem Referenzbild und dem erzielten Ergebnis. Diese Beziehung äußert sich dadurch, indem das ausgewählte Referenzframe das Resultat der Filterung in Abhängigkeit vom Ausmaß der in dieser Referenzaufnahme enthaltenen Rauschstörungen beeinflusst. Im Zuge dessen werden in Abbildung 34 zwei Ergebnisse der präsentierten Filterungsmethode unter Verwendung der gleichen Bildfolge gegenübergestellt, wobei die Stärke des Gaußschen Bildrauschens in den einzelnen Aufnahmen variiert. Der einzige Unterschied besteht darin, dass bei den Filterungsdurchläufen jeweils unterschiedliche Referenzbilder herangezogen wurden. Beim ersten Durchlauf wurde die erste Aufnahme der Bildfolge als Referenz verwendet, wobei nur wenige Gaußsche Störpixel den Bildinhalt verfälschen ($\sigma_{noise} = 0.005$). Bei der zweiten Filterung hingegen wurde ein stärker verrauschtes Referenzbild (vierte Aufnahme; $\sigma_{noise} = 0.05$) eingesetzt. Folglich sind bei näherer Betrachtung der beiden Ergebnisse qualitative Unterschiede zu erkennen. Die Ursache der resultierenden Abweichungen liegt darin, dass durch das Gaußsche Bildrauschen die Intensitätsausprägungen der Referenzpixel hinsichtlich ihres tatsächlichen Farb- beziehungsweise Grauwertes verfälscht werden. Da diese Referenzpixel als ein

Ähnlichkeitsmaß bezüglich der Gewichtsbestimmung fungieren (je ähnlicher der Intensitätswert eines Bildpunktes mit dem Referenzpixel ist, desto stärker wird dieser gewichtet), werden demzufolge falsche in den Nachbarschaftsregionen enthaltene Bildpunkte stärker gewichtet beziehungsweise in die Berechnung neuer Intensitätswerte miteinbezogen. Aus diesem Grund weist das in Abbildung 34 veranschaulichte Ergebnis, welches auf Basis des weniger verrauschten Referenzbildes (erste Aufnahme) ermittelt wurde, eine bessere Qualität auf als jenes Resultat, welches unter Verwendung der vierten Aufnahme als Referenz entstanden ist.

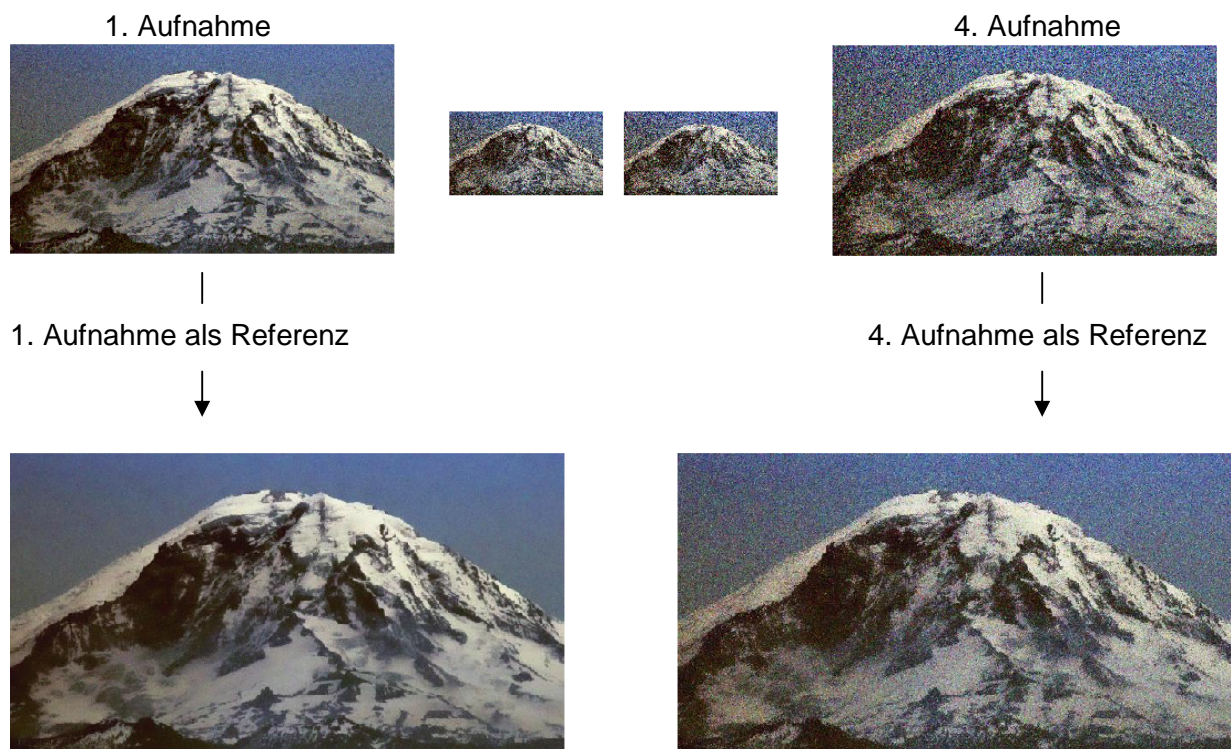


Abbildung 34: Gegenüberstellung der Ergebnisse einer durchgeführten Sequenzfilterung, wobei jeweils unterschiedliche Referenzbilder mit verschiedenen Bildrausausprägungen verwendet wurden (die für die Filterung verwendeten Bilder wurden aus [9] entnommen).

Um diese Abhängigkeitsbeziehung zwischen der Auswahl des Referenzbildes und dem resultierenden Filterungsergebnis zu vermeiden, besteht die Möglichkeit, auf Grundlage der gesamten Aufnahmen ein Referenzbild zu erstellen. In diesem Zusammenhang bietet sich das Durchschnittsbild beziehungsweise das Medianbild der jeweiligen Bildfolge an. In Abbildung 35 werden diesbezüglich die Ergebnisse unter Verwendung verschiedener

Referenzbilder aufgelistet, wobei bei jedem Filterungsdurchlauf die gleichen Parameter-einstellungen verwendet wurden (20×20 Nachbarschaft, $\sigma_S = 5$, $\sigma_r = 0.1$).

Im Vergleich zu den Ergebnissen, die mit der bilateralen Filterung (Abbildung 35a) und der Sequenzfilterung unter Verwendung der ersten Aufnahme als Referenzbild (Abbildung 35b) erzielt wurden, weisen die Resultate unter Einsatz des Durchschnitts- beziehungsweise Medianbildes als Referenz (Abbildung 35c-d) bereits bei geringem Bildrauschen ($\sigma_{noise} = 0.0005$) eine deutliche Unschärfe/Verwischung auf. Bei Betrachtung der Ergebnisbilder, bei denen die zugrunde liegende Bildfolge am stärksten verrauscht wurde ($\sigma_{noise} = 0.05$), fällt auf, dass das Ausmaß der Unschärfe kaum angestiegen ist (Abbildung 35g-h). Die jeweiligen Resultate der Einzel-/Sequenzfilterung (Abbildung 35e-f) hingegen weisen mit zunehmendem Bildrauschen ein grobkörnigeres Erscheinungsbild auf als die in Abbildung 35g-h angeführten Ergebnisse. In Abbildung 36 werden die zu den jeweiligen Filterungsdurchläufen (bilaterale Filterung und Sequenzfilterung unter Verwendung unterschiedlicher Referenz-bilder) zugehörigen Fehlerraten gegenübergestellt.

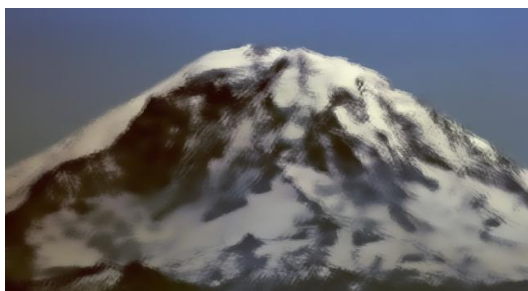
Aufgrund des nahezu konstanten Anstieges der Fehlerrate bei Verwendung des Durchschnitts-/Medianbildes als Referenz (siehe Abbildung 36) lässt sich schließen, dass sich die Bildqualität der Ergebnisse mit zunehmendem Bildrauschen nur minimal verändert. Das Resultat der Filterung wird somit vorwiegend durch das Ausmaß der Bildverschiebungen beeinflusst. Durch die inkorrekte Ausrichtung der Bildfolge weisen die ermittelten Durchschnitts- beziehungsweise Medianbilder ein verwischtes/unscharfes Erscheinungsbild auf, welches auf die erzielten Ergebnisse übertragen wird. Somit kann folgende Beziehung abgeleitet werden: je stärker die Aufnahmen der Bildsequenz untereinander verschoben sind, desto stärker werden das Durchschnitts-/Medianbild beziehungsweise die erzielten Filterungsergebnisse verwischt. Mit zunehmendem Bildrauschen hingegen verändern sich die resultierenden Fehlerraten nur geringfügig (flacher Anstieg der Kurve).



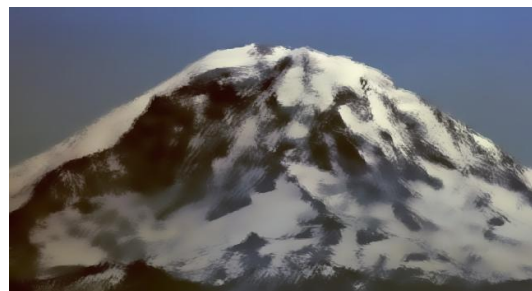
(a) - Einzelfilterung (bilaterale Filter) –
 $\sigma_{noise}=0.0005$



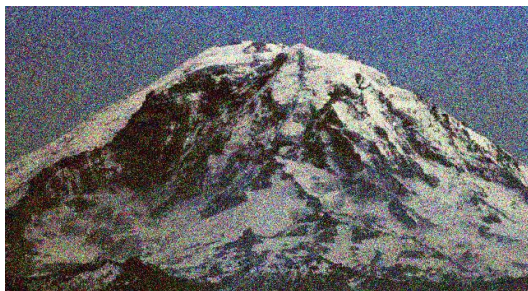
(b) – Sequenzfilterung (1. Aufnahme als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.0005$



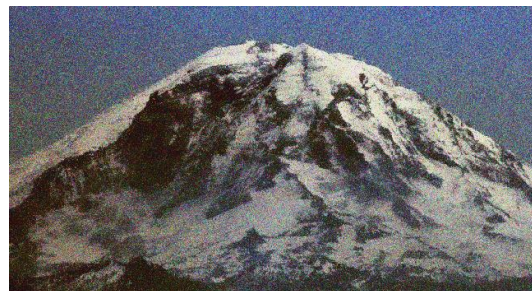
(c) – Sequenzfilterung (Durchschnittsbild als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.0005$



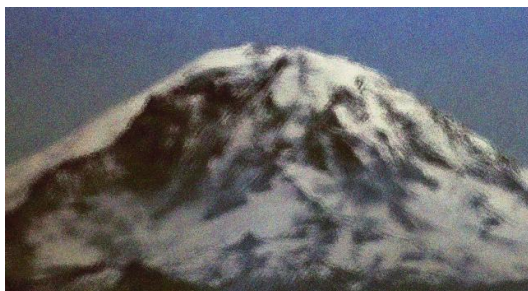
(d) – Sequenzfilterung (Medianbild als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.0005$



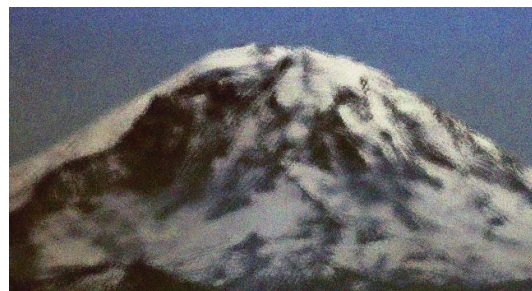
(e) – Einzelfilterung (bilateraler Filter),
 $\sigma_{noise}=0.05$



(f) – Sequenzfilterung (1. Aufnahme als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.05$



(g) – Sequenzfilterung (Durchschnittsbild als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.05$



(h) – Sequenzfilterung (Medianbild als
Referenz), $\sigma_{noise}=0.05$

Abbildung 35: Gegenüberstellung der Ergebnisse der bilateralen und der Sequenzfilterung unter Verwendung unterschiedlicher Referenzaufnahmen (die für die Filterung verwendeten Bilder wurden aus [9] entnommen).

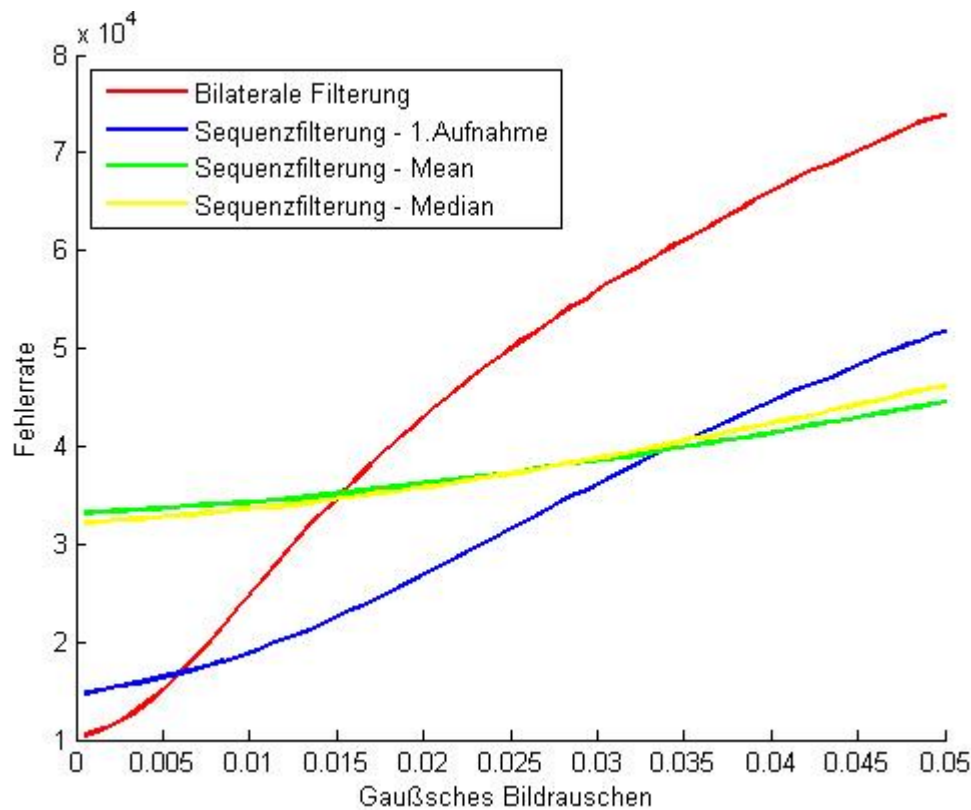


Abbildung 36: Gegenüberstellung der Fehlerquoten, die die Ergebnisse unterschiedlicher Filterungsmethoden aufweisen.

Zur grafischen Veranschaulichung dieser Beziehung wurden zwei Bildfolgen (bestehend aus 5 Aufnahmen) von ein und derselben Szene (Mount Rainer) herangezogen. Der Unterschied zwischen den beiden Sequenzen besteht darin, dass die einzelnen Bilder zueinander unterschiedlich stark verschoben sind. Auf Basis dieser Aufnahmen wurden jeweils zwei Filterungsdurchläufe mit denselben Parametereinstellungen (10×10 Nachbarschaft, $\sigma_S = 5$, $\sigma_r = 0.1$) durchgeführt, wobei das Ausmaß des Gaußschen Bildrauschens nach jeder Filterung erhöht wurde. In Abbildung 37 werden für die Bildfolgen die resultierenden Fehlerraten unter Verwendung der ersten Aufnahme beziehungsweise des Durchschnitts-/Medianbildes als Referenz gegenübergestellt. Bei näherer Betrachtung lässt sich erkennen, dass die verschiedenen Fehlerrichtungen der verwendeten Bildfolgen die resultierenden Fehlerraten unterschiedlich stark beeinflussen. Die Filterungsergebnisse, die unter Verwendung der ersten Aufnahme als Referenz entstanden sind, weisen bei schwachem Gaußschem Bildrauschen ($\sigma_{noise} < 0.01$) geringe Intensitätsunterschiede zur Originalaufnahme auf.

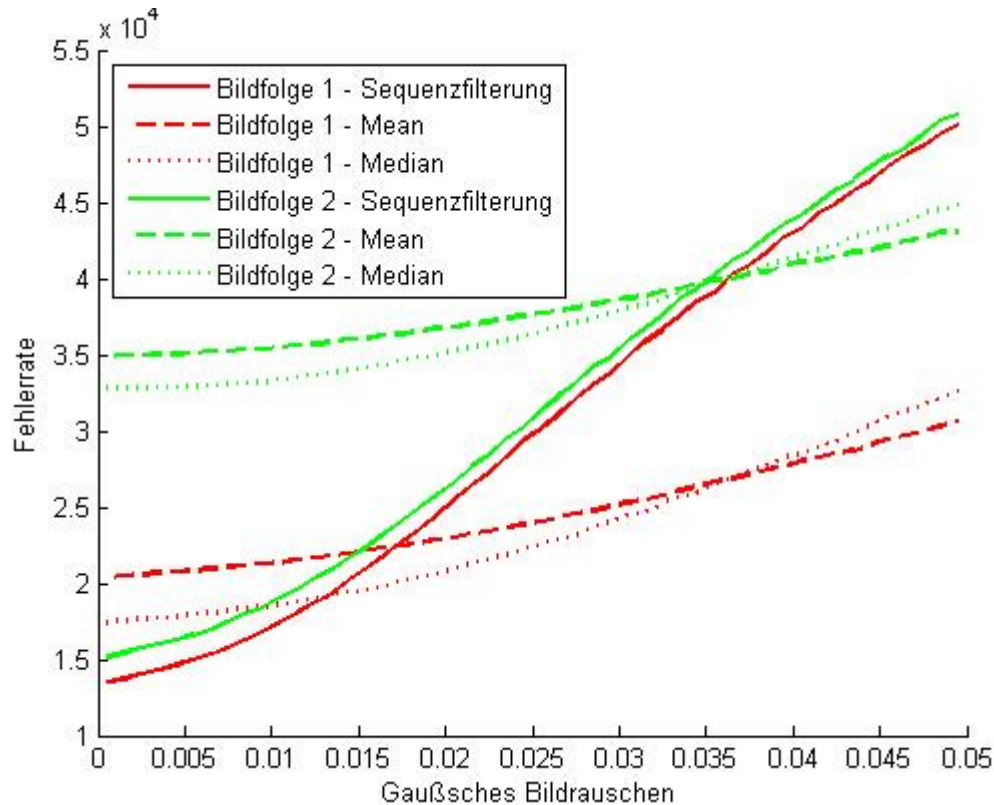


Abbildung 37: Gegenüberstellung der Fehlerraten, die auf Basis einer Bildfolge (Mount Rainer) entstanden sind, die jeweils eine unterschiedlich starke Fehlansrichtung aufweisen.

Des Weiteren liegen beide Kurven dicht beieinander, was bedeutet, dass die unterschiedlich starken Bildverschiebungen der beiden Sequenzen die anfängliche Fehlerrate kaum beeinflusst. Im Vergleich dazu weisen die auf Basis des Durchschnitts-/Medianbildes resultierenden Fehlerraten aufgrund der unterschiedlich starken Bildverschiebungen einen deutlich größeren Abstand zueinander auf. Dies lässt sich durch folgende Beziehung erklären: je stärker die einzelnen Bilder untereinander verschoben sind, desto unschärfer wird das Durchschnitts-/Medianbild beziehungsweise desto weniger eignet sich das Durchschnitts-/Medianbild für die Verwendung als Referenz. Die Zunahme störender Rauschartefakte bewirkt hingegen einen flacheren Anstieg der Kurven als bei jenen Fehlerraten, die unter Einsatz der ersten Aufnahme als Referenz entstanden sind. Durch den flachen Kurvenanstieg ergibt sich ein Schnittpunkt mit den unter Einsatz der ersten Aufnahme als Referenzbild eingezeichneten Fehlerraten. Das bedeutet, dass ab diesem Schnittpunkt mit fortschreitendem Bildrauschen die Intensitätsunterschiede bei Verwendung

des Durchschnitts-/Medianbildes als Referenzbild geringer ausfallen als unter Einsatz der ersten Aufnahme der jeweiligen Bildsequenz.

Zur Verifizierung der angeführten Erkenntnisse wurde eine weitere Vergleichsgegenüberstellung durchgeführt. Dabei wurden zwei Bildfolgen bestehend aus 8 Aufnahmen (Naarner Kirchturm) eingesetzt, deren Einzelbilder unterschiedlich stark zueinander verschoben sind. Für die Parametereinstellungen wurden folgende Werte herangezogen: 30×30 Nachbarschaft, $\sigma_S = 10$, $\sigma_r = 0.05$. Als Ergebnis erhält man die in Abbildung 38 dargestellten Fehlerraten, die ein ähnliches Verhalten aufweisen wie die im ersten Vergleich (Abbildung 37) erzielten Fehlerquoten. Mit anderen Worten: die Fehlerraten unter Verwendung des Durchschnitts-/Medianbildes als Referenz weisen aufgrund des durch die inkorrekte Ausrichtung der Bildfolge bedingten Verwischungseffekts eine hohe anfängliche Fehlerquote auf. Mit zunehmendem Bildrauschen bleibt zwar die Verwischung erhalten, jedoch wird im Vergleich zu den Filterungsergebnissen unter Verwendung der ersten Aufnahme als Referenz eine stärkere Glättung erzielt, wodurch sich die in Abbildung 37-38 ersichtlichen Kurvenschnittpunkte ergeben.

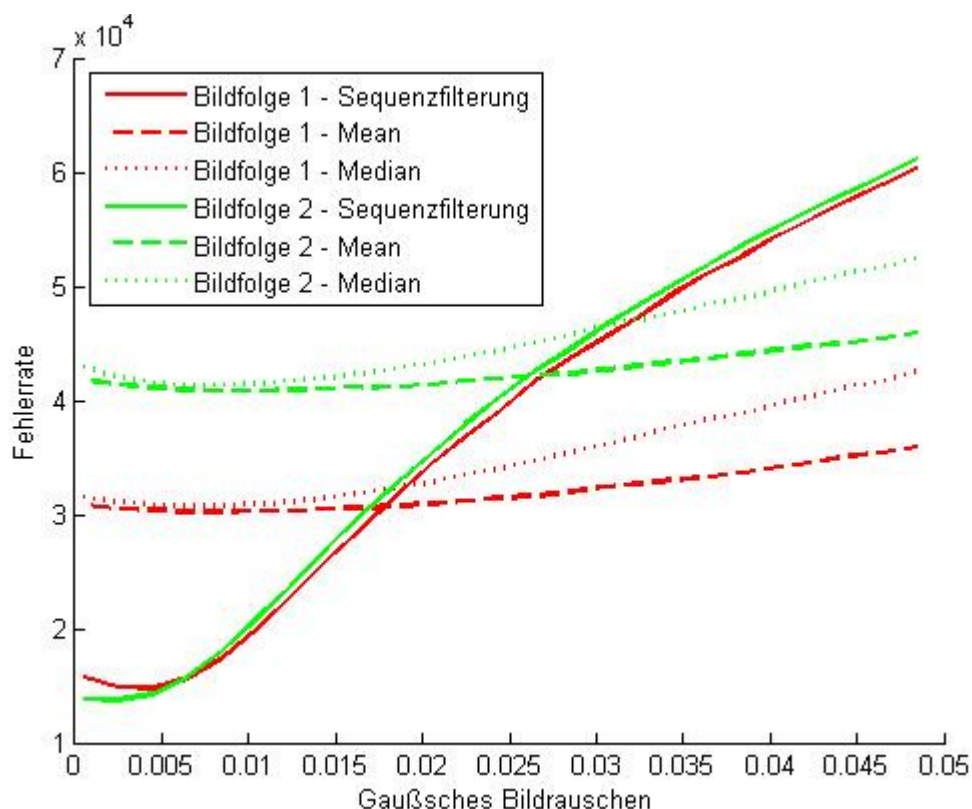


Abbildung 38: Gegenüberstellung der Fehlerraten, die auf Basis einer Bildfolge (Naarner Kirchturm) entstanden sind, die jeweils eine unterschiedlich starke Fehlausrichtung aufweisen.

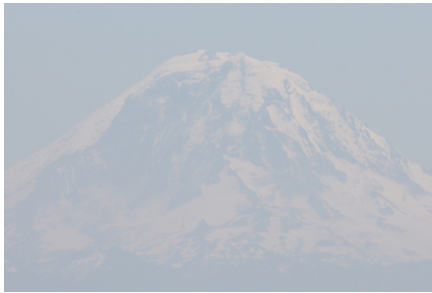
Anhand der angeführten Vergleiche lässt sich zusammenfassen, dass sich der Einsatz des Durchschnitts-/Medianbildes als Referenz nur dann als zweckmäßig erweist, wenn die Aufnahmen der jeweiligen Bildsequenz nicht zu stark zueinander verschoben sind. Eine zu große Fehlausrichtung der Bildfolge führt demzufolge zu einer zunehmenden Verwischung des Filterungsergebnisses, wodurch feine Bilddetails bereits bei geringem Bildrauschen verloren gehen.

4.3. Vergleich mit multidimensionaler Filterung

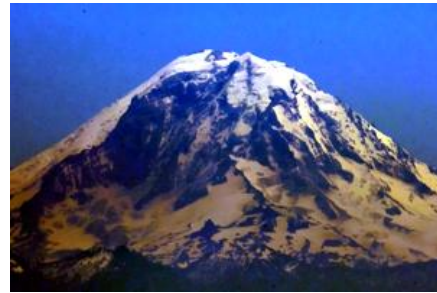
In [9] erfolgt die Beschreibung einer Filterungsmethode, welche wie das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren eine Rauschunterdrückung basierend auf einer Bildsequenz vornimmt. Der Unterschied zwischen den beiden Ansätzen besteht darin, dass in [9] vor der eigentlichen Filterung eine Bildregistrierung durchgeführt wird, um die durch Kamerabewegungen verursachten Bildverschiebungen zu kompensieren. Eine korrekte Arbeitsweise dieser Methode wird somit nur bei Vorliegen einer korrekt ausgerichteten Bildfolge erreicht. Um zu zeigen, dass eine aufwändige Ausrichtung der jeweils abzuarbeitenden Bildfolge hinsichtlich qualitativer Filterungsergebnisse keine zwingende Maßnahme darstellt, werden in diesem Abschnitt die Filterungsergebnisse des in [9] vorgestellten Verfahrens mit unserer Methode verglichen, welche für die Berechnung rauschfreier Intensitätswerte keine korrekt ausgerichtete Bildsequenz voraussetzt. In diesem Zusammenhang wird auf eine Nachimplementierung der in [9] vorgestellten Methode zurückgegriffen, die in [49] beschrieben wird.

In Abbildung 39b-d erfolgt eine Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse, die auf Basis einer Bildfolge des Mount Rainer errechnet wurden. Eine zufällig ausgewählte Aufnahme aus der zu behandelnden Bildfolge wird in Abbildung 39a dargestellt. Für eine legitime Vergleichsanstellung wurde für beide Filterungsverfahren die gleiche Methode hinsichtlich der abschließenden Kontraststreckung (lineare Streckung) angewendet. Bei näherer Betrachtung kann beobachtet werden, dass das Ergebnis der in dieser Arbeit vorgestellten Methode (Abbildung 39b) eine bessere Glättung des Bildinhaltes aufweist. Besonders gut lässt sich dieser Umstand anhand der in den Filterungsergebnissen enthaltenen Himmelsregionen beobachten. Des Weiteren werden auch die Bilddetails schärfer dargestellt

als wie die in Abbildung 39c-d angeführten Ergebnisse. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass bei alleiniger Anwendung einer lokalen Bildausrichtung künstlich erzeugte Störartefakte im Bereich des Berggipfels auftreten und somit das Filterungsergebnis beeinträchtigen.



(a) – Beispielbild, welches aus der zu behandelnden Bildfolge entnommen wurde.



(b) – Ergebnis der im Kontext dieser Arbeit präsentierten Filterungsmethode



(c) – Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode (basierend auf der in [49] vorgestellten Nachimplementierung)



(d) - Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode mit lokaler Bildregistrierung (basierend auf der in [49] vorgestellten Nachimplementierung)

Abbildung 39: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse basierend auf unterschiedlichen Methoden. Die für die Filterung verwendeten Bilder wurden aus [9] entnommen.

Für weitere Vergleichsanstellungen wurden zwei andere Bildfolgen herangezogen, deren einzelnen Aufnahmen Naturlandschaften aufweisen (Abbildung 40a-d beziehungsweise Abbildung 40e-h). Hier ist deutlich ersichtlich, dass die in dieser Arbeit vorgestellte Filterungsmethode bessere Resultate hervorbringt im Vergleich zu den Ergebnissen basierend auf der in [49] präsentierten Nachimplementierung von [9].



(a) – Beispielbild, welches aus der zu behandelnden Bildfolge entnommen wurde



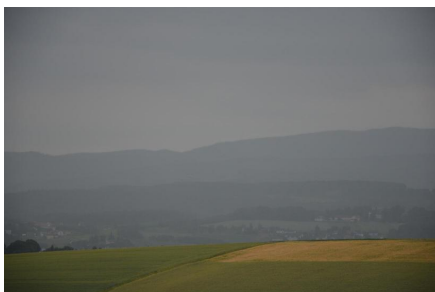
(b) – Ergebnis der im Kontext dieser Arbeit präsentierten Filterungsmethode



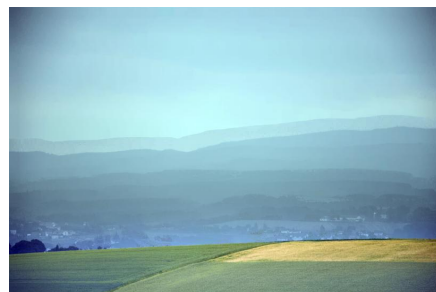
(c) – Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode (basierend auf der Nachimplementierung in [49]).



(d) - Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode mit lokaler Bildregistrierung (basierend auf der in [49] vorgestellten Nachimplementierung)



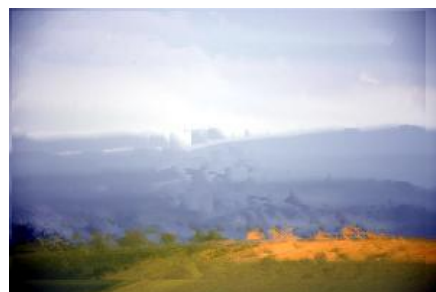
(e) – Beispielbild, welches aus der zu behandelnden Bildfolge entnommen wurde



(f) – Ergebnis der im Kontext dieser Arbeit präsentierten Filterungsmethode



(g) – Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode (basierend auf der Nachimplementierung in [49]).



(h) - Ergebnis der in [9] vorgestellten Methode mit lokaler Bildregistrierung (basierend auf der in [49] vorgestellten Nachimplementierung)

Abbildung 40: Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse basierend auf unterschiedlichen Methoden. Die für die Filterung verwendeten Bilder wurden aus [49] entnommen.

5. Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde eine Rauschunterdrückungsmethode präsentiert, die auf Basis einer aus mehreren Aufnahmen bestehenden Bildsequenz eine klare, rauschfreie Rekonstruktion der aufgenommenen Szene generiert. Die verwendeten Bildfolgen bestehen aus Aufnahmen derselben Szene, wobei die erfassten Bilder aufgrund von Kamerabewegung leicht zueinander verschoben sind. Im Gegensatz zu früheren Arbeiten setzt der in dieser Arbeit vorgestellte Algorithmus keine Ausrichtung der Einzelbilder voraus. Um trotz fehlender Bildausrichtung gute Ergebnisse zu erzielen, werden Rauschartefakte durch eine gewichtete Mittelung über alle Einzelbilder unterdrückt. Die Grundidee besteht darin, jene Pixel stärker zu gewichten, welche den gleichen Bildausschnitt darstellen. Die Durchführung der Gewichtung erfordert den Einsatz eines Referenzbildes, welches die Pixelkoordinaten und die Intensitätswerte vorgibt, die für die Gewichtsbestimmung der in lokalen Nachbarschaftsregionen befindlichen Pixel herangezogen werden. Die in den einzelnen Aufnahmen der Bildfolge definierten Nachbarschaftsbereiche liegen zentriert um die Pixelkoordinaten des aktuell betrachteten Referenzpixels. Als Ähnlichkeitsmaß bezüglich der Berechnung der Gewichtungsfaktoren werden die räumliche Distanz und der Farbunterschied der benachbarten Bildpunkte zum jeweils aktuellen Referenzpixel verwendet.

Des Weiteren wurde im Kontext dieser Arbeit das Problem der atmosphärisch bedingten Trübung behandelt, wodurch sich eine eingeschränkte Sicht auf den Inhalt der jeweils aufgenommenen Szene ergibt. Im Kontext des entwickelten Filterungsalgorithmus wird eine abgeänderte Version der in [47] präsentierten Dark Channel Methode eingesetzt. Dabei wird für jede Bildzeile (Scanline) des gefilterten Ergebnisbildes der dunkelste Intensitätswert (Dark Channel Wert) in den drei Farbkanälen gesucht. Dieser Intensitätswert dient als Schätzung für das Ausmaß der vorhandenen Trübung in der jeweiligen Zeile. Folglich wird die Entfernung der im Bildinhalt enthaltenen Trübung dadurch bewerkstelligt, indem pro Zeile die korrespondierenden Dark Channel Werte vom jeweiligen Farbkanal abgezogen werden. Durch eine anschließende Kontraststreckung wird die Helligkeit des Bildes entsprechend angepasst, wodurch das Endresultat der Filterungsmethode vorliegt.

In weiterer Folge wurde die gute Leistung der vorgestellten Filterungsmethode anhand unterschiedlicher Vergleichsanstellungen demonstriert. Für die Durchführung der Vergleiche wurden selbst aufgenommene Bildfolgen beziehungsweise künstlich erstellte Bildsequenzen verwendet. Die Fehlerraten zeigen, dass die in dieser Arbeit vorgestellte Sequenzfilterung ein besseres Verhalten hinsichtlich zunehmendem Gaußschem Bildrauschens aufweist als die bilaterale Filterung auf Einzelbildern. Weiters wurde ein Vergleich mit der in [9] vorgestellten Filterungsmethode angestellt, welche ebenfalls auf einer Bildsequenz arbeitet. Die in [9] vorgestellte Methode muss zur korrekten Funktionsweise eine vorhergehende Bildregistrierung durchführen. Die Resultate zeigen, dass unsere Filterungsmethode qualitativ gleichwertige beziehungsweise bessere Ergebnisse erzielen kann ohne eine aufwändige Bildregistrierung durchzuführen.

In zukünftigen Arbeiten könnte der vorgeschlagene Algorithmus dahingehend erweitert werden, indem die Eliminierung von Salz-und-Pfeffer Rauschen unterstützt wird. Des Weiteren würde eine adaptive Anpassung der verwendeten Parametereinstellungen zur Laufzeit des Filterungsprozesses eine weitere Verbesserungsmaßnahme darstellen.

Referenzen

- [1] Alan C. Bovik: "The Essential Guide To Image Processing", ISBN: 978-0123744579, Academic Press, 2009
 - [2] A.-K. Sen, N. Sinha and S. Roy: "A New Hybrid Image Denoising Method", *International Journal Of Information Technology And Knowledge Management*, vol. 2, nr. 2, pp. 491-497, 2010
 - [3] M. Sonka, R. Boyle and V. Hlavac: "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", 2. Auflage, ISBN: 978-81-315-0300-3, Thomson Press, 1998
 - [4] B. Gunturk and M. Zhang: "A New Image Denoising Method Based On The Bilateral Filter", In: *Proceedings Of The IEEE International Conference On Acoustics, Speech And Signal Processing*, Las Vegas, pp. 929-932, 2008
 - [5] J. Xie and P. A. Heng: "Color Image Diffusion Using Adaptive Bilateral Filter", In: *Proceedings Of The International Conference Of IEEE Engineering In Medicine And Biology Society*, pp. 3433-3436, 2005
 - [6] A. Buades, B. Coll and J. M. Morel: "A Review Of Image Denoising Algorithms, With A New One", *Multiscale Modeling And Simulation*, vol. 4, nr. 2, pp. 490–530, 2005
 - [7] C. Chui, R. Garnett, T. Huegerich and W. He: "A Universal Noise Removal Algorithm With An Impulse Detector", *IEEE Transactions On Image Processing*, vol. 14, nr. 11, pp. 1747-1754, 2005
 - [8] B. Jähne: "Digitale Bildverarbeitung", 7. Auflage, ISBN: 978-3540249993, Springer-Verlag, 2005
 - [9] M. Cohen and N. Joshi: "Seeing Mt. Rainer: Lucky Imaging For Multi-Image Denoising, Sharpening And Haze Removal", In: *Proceedings Of The IEEE International Conference On Computational Photography*, pp. 1-8, 2010
 - [10] R. Szeliski: "Image Alignment And Stitching: A Tutorial", *Foundations And Trends In Computer Graphics And Vision*, vol. 2, nr. 1, pp. 1-104, 2006
 - [11] C. Tomasi and R. Manduchi: "Bilateral Filtering For Gray And Color Images", In: *Proceedings Of The Sixth International Conference On Computer Vision*, vol. 846, pp. 839-846, 1998
 - [12] L. Bing, L. QuanSheng, L. XiaoJun and X. JiaWei: "A New Method For Removing Mixed Noises", *Science China Information Sciences*, vol. 54, nr. 1, pp. 51-59, 2011
 - [13] M. J. Burge and W. Burger: "Digitale Bildverarbeitung: Eine algorithmische Einführung mit Java", 2. Auflage, ISBN: 978-3540309406, Springer-Verlag, 2006
 - [14] F. Durand, J. Tumblin, P. Kornprobst and S. Paris: "Bilateral Filtering: Theory And Applications", *Foundations And Trends In Computer Graphics And Vision*, vol. 4, nr. 1, pp. 1-73, 2008
 - [15] J. M. Brady and S. M. Smith: "SUSAN - A New Approach To Low Level Image Processing", *International Journal Of Computer Vision*, vol. 23, nr. 1, pp. 45-78, 1997
 - [16] J. S. Lee: "Digital Image Smoothing And The Sigma Filter", *Computer Vision, Graphics And Image Processing*, vol. 24, nr. 2, pp. 255-269, 1983
-

-
- [17] L. P. Yaroslavsky: "Digital Picture Processing - An Introduction", ISBN: 978-3540119340, Springer-Verlag, 1985
- [18] B. Gunturk, "Fast Bilateral Filter With Arbitrary Range And Domain Kernels," In: *Proceedings Of The 17th IEEE International Conference On Image Processing*, pp.3289-3292, Hong Kong, 2010.
- [19] H. H. Chang and W. C. Chu: "Double Bilateral Filtering For Image Noise Removal", In: *Proceedings Of The WRI World Congress On Computer Science And Information Engineering*, vol. 6, pp. 451-455, Los Angeles, 2009
- [20] B. Weiss: "Fast Median And Bilateral Filtering", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 25, nr. 3, pp. 519-526, 2006
- [21] F. Durand and J. Dorsey: "Fast Bilateral Filtering For The Display Of High-Dynamic-Range Images", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 21, nr. 3, pp. 257-266, 2002
- [22] C.-S. Fuh and Y.L. Huang: "Noise Reduction Using Enhanced Bilateral Filter", *Images And Recognition*, vol. 12, nr. 4, pp. 46-53, 2006
- [23] L. J. van Vliet and T. Q. Pham: "Separable Bilateral Filtering For Fast Video Preprocessing", In: *Proceedings Of The IEEE International Conference On Multimedia And Expo*, pp. 454-457, 2005
- [24] F. Porikli: "Constant Time $O(1)$ Bilateral Filtering", In: *Proceedings Of The Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*, pp. 1-8, Anchorage, 2008
- [25] K.-H. Tan, N. Ahuja and Q. Yang: "Real-Time $O(1)$ Bilateral Filtering", In: *Proceedings Of The IEEE Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*, pp. 557-564, Florida, 2009
- [26] G. de Jager and J.J. Francis: "The Bilateral Median Filter", In: *Proceedings Of The 14th Symposium Of The Pattern Recognition Association*, South Africa, 2003
- [27] G.Vijaya and V.Vasudevan: "A Novel Noise Reduction Method using Double Bilateral Filtering", *European Journal Of Scientific Research*, vol. 46, nr. 3, pp. 331-338, 2010
- [28] A. H. Sable and K. C. Jondhale: "Modified Double Bilateral Filter For Sharpness Enhancement And Noise Removal", In: *Proceedings Of The International Conference On Advances In Computer Engineering*, pp. 295-297, India, 2010
- [29] H. T. Tsui, J. Xie and T. K. Lau: "Edge Enhancement Based On Salient Structure Extraction", In: *Proceedings Of The 6th International Asian Conference On Computer Vision*, pp. 1152-1157, Korea, 2004
- [30] A. Wong: "Adaptive Bilateral Filtering Of Image Signals Using Local Phase Characteristics", *Signal Processing*, vol. 88, nr. 6, pp. 1615-1619, 2008
- [31] B. Zhang and J. P. Allebach: "Adaptive Bilateral Filter For Sharpness Enhancement And Noise Removal", *IEEE Transactions On Image Processing*, vol. 17, nr. 5, pp. 664-678, 2008
- [32] J. Tumblin and P. Choudhury: "The Trilateral Filter For High Contrast Images And Meshes", In: *Proceedings Of The 14th Eurographics Workshop On Rendering*, pp. 186-196, Switherland, 2003
- [33] R. Klette and T. Vaudrey: "Fast Trilateral Filtering", In: *Proceedings Of The 13th International Conference On Computer Analysis Of Images And Patterns*, pp. 541-548, Germany, 2009
-

-
- [34] G. Kun, L. Ying-Hui and N. Guo-Qiang: "An Improved Trilateral Filter For Gaussian And Impulse Noise Removal", In: *Proceedings Of The 2nd International Conference On Industrial Mechatronics And Automation*, pp. 385-388, China, 2010
- [35] R. H. Chan, S. Xu and Y Dong: "A Detection Statistic For Random-Valued Impulse Noise", *IEEE Transactions On Image Processing*, vol. 16, nr. 4, pp. 1112-1120, 2007
- [36] A. R. Mahajan and N. Jain: "A Two Stage Dynamic Trilateral Filter Removing Impulse Plus Gaussian Noise", *International Journal Of Information Technology And Knowledge Management*, vol. 2, nr. 1, pp. 9-13, 2009
- [37] J. Malik and P. Perona: "Scale-Space And Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 12, nr. 7, pp. 629-639, 1990
- [38] J. Sun, K. He and X. Tang: "Guided Image Filtering", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6311, pp. 1-14, 2010
- [39] J. van de Weijer and R. van den Boomgaard: "Local Mode Filtering", In: *Proceedings Of The IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 428-433, Netherlands, 2001
- [40] A. Buades, B. Coll and J.-M. Morel: "Nonlocal Image And Movie Denoising", *International Journal Of Computer Vision*, vol. 76, nr. 2, pp. 123-139, 2008
- [41] A. Buades, B. Coll and J.-M. Morel: "A Non-Local Algorithm For Image Denoising", In: *Proceedings Of The IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 60-65, Spain, 2005
- [42] E. Eisemann and F. Durand: "Flash Photography Enhancement Via Intrinsic Relighting", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 23, nr. 3, pp. 673-678, 2004
- [43] G. Petschnigg, H. Hoppe, K. Toyama, M. Agrawala, M. Cohen and R. Szeliski: "Digital Photography With Flash And No-Flash Image Pairs", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 23, nr. 3, pp. 664-672, 2004
- [44] E. Bennett, J. Mason and L. McMillan: "Multispectral Bilateral Video Fusion", *IEEE Transactions On Image Processing*, vol. 15, nr. 5, pp. 1185-1194, 2007
- [45] E. Bennett and L. McMillan: "Video Enhancement Using Per-Pixel Virtual Exposures", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 24, nr. 3, pp. 845-852, 2005
- [46] M. G. Kang and S. H. Lee: "Spatio-Temporal Video Filtering Algorithm Based On 3-D Anisotropic Diffusion Equation", In: *Proceedings Of The International Conference on Image Processing*, pp.447-450, Illinois, 1998
- [47] J. Sun, K. He and X. Tang: "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior", In: *Proceedings Of The IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*, pp. 1956-1963, Florida, 2009
- [48] R. Fattal: "Single Image Dehazing", *ACM Transactions On Graphics*, vol. 27, nr. 3, pp. 1-9, 2008
- [49] M. Riederer: "Entfernen von Bildrauschen und Entrübungen in Bildfolgen", Master Thesis, Technische Universität Wien, 2011, in Vorbereitung
-

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 01:	Nachbarschaftsregionen mit und ohne Kantenverlauf [7].....	7
Abbildung 02:	Extrahierte Nachbarschaftsregionen im Kontext einer Sequenzfilterung [9]	9
Abbildung 03:	Gegenüberstellung verschiedener Bildrauschartefakte.....	12
Abbildung 04:	Resultate einer Gaußschen Filterung mit wachsendem σ [14].....	15
Abbildung 05:	Arbeitsweise des bilateralen Filters	17
Abbildung 06:	Filterungsergebnisse einer bilateralen und einer Gaußschen Filterung [9]	19
Abbildung 07:	Gewichtsfunktionen mit zugehörigen Einflussfunktionen [21].....	21
Abbildung 08:	Gegenüberstellung verschiedener Einflussfunktionen	21
Abbildung 09:	Verhalten der bilateralen Filterung bei impulsiven Störungen [22]	22
Abbildung 10:	Bilaterale Filterung in X- und Y-Richtung [23]	24
Abbildung 11:	Doppelte bilaterale Filterung bei Gaußschem Bildrauschen [27].....	28
Abbildung 12:	Doppelte bilaterale Filterung bei Gaußschem und impulsiven Bildrauschen [27].....	29
Abbildung 13:	Adaptive bilaterale Filterung (Kanten-Salienz) [5]	31
Abbildung 14:	Adaptive bilaterale Filterung (Phasenkohärenz) [30].....	32
Abbildung 15:	Adaptive bilaterale Filterung mit zusätzlicher Schärfung [31]	34
Abbildung 16:	Negative Auswirkungen der bilateralen Filterung bei sprunghaften Gradientenänderungen unter Anführung des Ergebnisses einer trilateralen Filterung [32].....	35
Abbildung 17:	Konzept der trilateralen Filterung [32].....	37
Abbildung 18:	Bilaterale Filterung mittels ROAD [7]	40
Abbildung 19:	Grafische Darstellung des Filterkerns beim Guided Filter [38]	43
Abbildung 20:	Konzept der Local Mode Filterung [14].....	44
Abbildung 21:	Non Local Mean Filterung [40].....	47
Abbildung 22:	Resultat eines Dual Bilateral Filters [43]	50
Abbildung 23:	Prinzip des ASTA-Filters [45]).	52
Abbildung 24:	Verschiedene Ebenen, die im Rahmen einer Bildaufnahme durchlaufen werden [9]	55
Abbildung 25:	Grafische Veranschaulichung einer gewichteten Mittelung [9]	57
Abbildung 26:	Abschwächung der Gesamtgewichtung durch geometrischen Gewichtsfaktor.....	59
Abbildung 27:	Auswirkungen einer atmosphärisch bedingten Trübung [47].....	61
Abbildung 28:	Dark Channel Bilder [47]	62

Abbildung 29:	Gegenüberstellung der Ergebnisse des bilateralen Filters und der in dieser Arbeit implementierten Sequenzfilterung (Grazer Uhrturm)	66
Abbildung 30:	Gegenüberstellung der Ergebnisse des bilateralen Filters und der in dieser Arbeit implementierten Sequenzfilterung (Grazer Uhrturm)	67
Abbildung 31:	Entwicklung der Fehlerrate mit zunehmendem Bildrauschen.....	68
Abbildung 32:	Gegenüberstellung der Ergebnisse des bilateralen Filters und der in dieser Arbeit implementierten Sequenzfilterung (Mount Rainer)	70
Abbildung 33:	Entwicklung der Fehlerrate mit zunehmendem Bildrauschen.....	71
Abbildung 34:	Auswahl unterschiedlicher Referenzbilder und ihre Auswirkungen.	73
Abbildung 35:	Gegenüberstellung der Ergebnisse des bilateralen Filters und der in dieser Arbeit implementierten Sequenzfilterung bei Verwendung unterschiedlicher Referenzbilder	75
Abbildung 36:	Entwicklung der Fehlerrate mit zunehmendem Bildrauschen unter Verwendung unterschiedlicher Referenzbilder	76
Abbildung 37:	Entwicklung der Fehlerrate mit zunehmendem Bildrauschen unter Verwendung unterschiedlicher Referenzbilder	77
Abbildung 38:	Entwicklung der Fehlerrate mit zunehmendem Bildrauschen unter Verwendung unterschiedlicher Referenzbilder	78
Abbildung 39:	Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse basierend auf unterschiedlichen Methoden.....	80
Abbildung 40:	Gegenüberstellung der Filterungsergebnisse basierend auf unterschiedlichen Methoden.....	81
