

Technische Universität Berlin

Fakultät IV – Electrical Engineering and Computer Science

Institut für Technische Informatik und Mikroelektronik

Fachgebiet Computational Psychology

Bachelorarbeit

Frequenzmanipulation komplexer Bilder bei gleichbleibendem Bildkontrast

Marius Krause

krause.2@campus.tu-berlin.de

B.Sc. Wirtschaftsinformatik

Matrikelnr. 341020

Berlin, 22. September 2023

Erstgutachterin: Prof. Dr. Marianne Maertens

marianne.maertens@tu-berlin.de

Zweitgutachter: Prof. Dr. Felix Wichmann

felix.wichmann@uni-tuebingen.de

Selbständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und eigenhändig sowie ohne unerlaubte fremde Hilfe und ausschließlich unter Verwendung der aufgeführten Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe.

Berlin, den 22. September 2023

A handwritten signature in black ink, appearing to read "M. Krause", is written over a horizontal line.

Marius Krause

Zusammenfassung

Diese Bachelorarbeit präsentiert drei Algorithmen zur Erzeugung von Stimuli durch die gezielte Manipulation eines Bildes in einem bestimmten Frequenzbereich. Diese Manipulation führt zu Veränderungen im Bildkontrast im Vergleich zum Originalbild. Die entwickelten Algorithmen zielen darauf ab, den Bildkontrast wieder auf das Niveau des Originalbildes anzupassen, indem sie die Intensitäten der verbleibenden Frequenzbereiche modifizieren.

Im Verlauf dieser Forschung wurden mehrere Versionen dieser Algorithmen entwickelt und umfangreich getestet. Die Ergebnisse zeigen vielversprechende Ansätze zur effizienten Kontrastangleichung, wobei gleichzeitig die erforderlichen Modifikationen der anderen Frequenzbereiche minimiert werden. Insbesondere Version 3 präsentiert einen innovativen Kosten-Nutzen-Ansatz, der die Anpassungsfähigkeit des Algorithmus weiter verbessert.

Abstract

This bachelor thesis presents three algorithms for generating stimuli by selectively manipulating an image in a specific frequency range. This manipulation results in changes in the image contrast compared to the original image. The algorithms developed aim to restore the image contrast to the level of the original image by modifying the intensities of the remaining frequency ranges.

During the course of this research, several versions of these algorithms were developed and extensively tested. The results show promising approaches to efficiently match contrast while minimizing the required modifications to the other frequency bands. In particular, version 3 presents an innovative cost-benefit approach that further improves the adaptability of the algorithm.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Bildkontrast	2
1.2	Frequenzbereiche und Kontrast	3
1.3	Perceived contrast in complex images - Haun und Peli (2013)	5
1.4	Zielstellung	8
2	Algorithmen	9
2.1	Frequenzzerlegung	9
2.2	Vorüberlegungen	13
2.3	Eingabeparameter	14
2.4	Version 1 - Main-Changes	15
2.4.1	Ablauf	15
2.4.2	Ergebnisse	16
2.5	Version 2 - Reverse-Changes	23
2.5.1	Ablauf	23
2.5.2	Ergebnisse	24
2.6	Version 3 - Kosten-Nutzen	26
2.6.1	Kosten-Nutzen-Optimierung	28
2.6.2	Ablauf	30
3	Ergebnisse	32
3.1	Kostengewicht gleich null	32
3.2	Kostengewicht größer null	35

3.2.1	Kostengewicht gleich 1	35
3.2.2	Kostengewicht gleich 0,5	35
3.2.3	Vergleich der Kostengewichte	35
4	Diskussion und Fazit	39
4.1	Ausblick	40
Literatur		42
A	Skript	43
A.1	Repository	43
A.2	Hinweise zur Benutzung	43
A.2.1	Installation	43
A.2.2	Benutzung	43
A.2.3	Ergebnis	45

Abbildungsverzeichnis

1.1	Bäume im Nebel, (Johns, 2017)	1
1.2	Meeresstrand im Nebel, (Friedrich, um 1807)	2
1.3	Rot - CSF, Grün = Kontrastkonstanz, (Georgeson & Sullivan, 1975, S. 630)	5
1.4	Stimulus aus Haun und Peli (2013, S. 3)	6
1.5	Frequenzmodifikation zu Abb. 1.4, (Haun & Peli, 2013, S. 4)	6
2.1	Beispielfilter für 16 cpp, erstellt mit Aguilar (2022)	10
2.2	Kosinusfilter, erstellt mit Aguilar (2022)	11
2.3	Gefilterte Frequenzbänder an einem Beispielbild	12
2.4	RMS-Kontrast für jede betrachtete Frequenzmanipulation	13
2.5	Version 1 - Ablaufdiagramm	17
2.6	Version 1 - Beispielergebnisse für Bild 0001	18
2.7	Version 1 - Modifikationen für Bild 0001	19
2.8	Version 1 - Durchschnittliche relative Kontrastangleichung	20
2.9	Version 1 - Durchschnittlich benötigte Modifikationen in Summe	21
2.10	Version 1 - Durchschnittliche Verteilung der Modifikationen	22
2.11	Version 2 - Ablaufdiagramm	25
2.12	Version 2 - Beispielergebnisse für Bild 0001	27
3.1	Version 3 - Beispielergebnisse für Bild 0001	33
3.2	Durchschnittliche relative Kontrastangleichung	34
3.3	Durchschnittlich benötigte Modifikationen in Summe	34
3.4	Version 3 - Durchschnittliche Verteilung der Modifikationen	36

3.5	<i>KN</i> bei Kostengewicht gleich 1	37
3.6	<i>KN</i> bei Kostengewicht gleich 0,5	37
3.7	Kosten-Nutzen-Verhältnis	38

Gleichungsverzeichnis

1.1	RMS	3
1.2	Durchschnittliche Intensität	3
2.1	Filterdefinition	10
2.2	RMS normalisiert	16
2.3	Nutzen	29
2.4	Kosten	29
2.5	Kosten-Nutzen	29

1. Einleitung

Das Kontrastsehen stellt einen bedeutenden Aspekt der visuellen Wahrnehmung der Umwelt dar. Visuell wahrnehmbare Kontraste spielen eine zentrale Rolle bei der Erkennbarkeit und Unterscheidbarkeit von Objekten in der räumlichen Umgebung. Ein hoher Kontrast trägt maßgeblich dazu bei, dass wir Objekte deutlicher wahrnehmen können, während ein niedriger Kontrast die Unterscheidung erschwert. Ein alltägliches Beispiel aus unserer natürlichen Umwelt zur Verdeutlichung der Kontrastabhängigkeit, ist die eingeschränkte Sicht bei Nebel oder eine beschlagene Glasscheibe. In beiden Fällen ist der Kontrast durch die Sichtverhältnisse geringer und erschwert damit die visuelle Wahrnehmung.

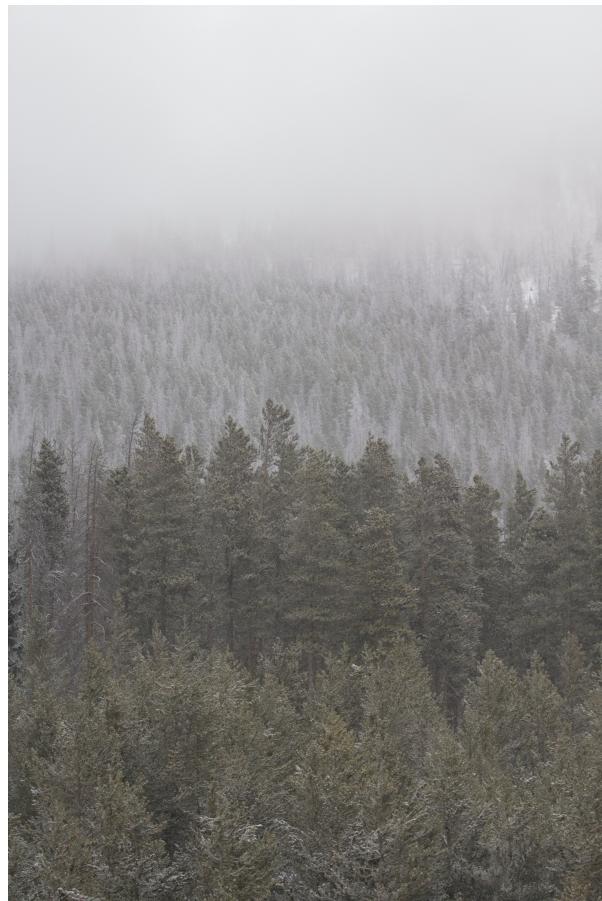


Abbildung 1.1.: Bäume im Nebel, (Johns, 2017)

In Abbildung 1.1 wird deutlich, dass der Vordergrund im Vergleich zum Hintergrund eine höhere Klarheit aufweist. Diese Beobachtung kann auf die zunehmende Distanz zwischen unserem Auge und dem dargestellten Motiv zurückgeführt werden, was dazu führt, dass wir durch eine steigende Anzahl von Wassertröpfchen im Nebel blicken müssen, wodurch der Nebel an Dichte zunimmt. Es ist folglich festzuhalten, dass Nebel dazu neigt, den Kontrast zu verringern. Diese optische Eigenschaft des Nebels findet auch Anwendung in der Kunst, insbesondere in der Malerei, wo die Erzeugung von Nebel durch die gezielte Anpassung des Kontrasts realisiert wird (Abb. 1.2).



Abbildung 1.2.: Meeresstrand im Nebel, (Friedrich, um 1807)

In diesem Kontext werden den ursprünglichen Farben Grautöne von tiefem Schwarz bis hellem Weiß oder ihre komplementären Farbtöne hinzugefügt. Dieser Prozess führt zu einem Bildbereich, in dem die Helligkeitsunterschiede zwischen den hellsten und dunkelsten Bildpunkten geringer ausfallen und somit näher beieinanderliegen.

1.1. Bildkontrast

Der Bildkontrast eines Bildes bildet die Ausdehnung zwischen dem hellsten und dem dunkelsten Bildpunkt innerhalb des Bildes ab. Im weiteren Verlauf dieser Bachelorarbeit wird der Begriff „Kontrast“ ausschließlich im Kontext des Bildkontrasts verwendet. In der Literatur wurden bereits verschiedene Definitionen für Kontrast entwickelt. Eine geeignete Definition

für ein Kontrastmaß, das insbesondere für komplexe Bilder anwendbar ist, findet sich im Root Mean Square (RMS), wie er in Peli, 1990, S. 2033 beschrieben ist:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (1.1)$$

wobei

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (1.2)$$

x_i ist dabei die Intensität des i -ten Pixels als normalisierter Graustufenwert auf dem Intervall $0 \leq x_i \leq 1$.

Der RMS-Kontrast wird definiert als das quadratische Mittel der Kontrastwerte über das gesamte Bild. Hierbei wird der Kontrastwert eines Pixels als die Differenz zwischen seiner Intensität und der durchschnittlichen Intensität des gesamten Bildes ermittelt.

Die Berechnung des RMS-Kontrasts erfolgt in mehreren Schritten. Zunächst werden die Kontrastwerte für jedes Pixel im Bild bestimmt. Anschließend erfolgt die Berechnung des quadratischen Mittelwerts dieser Kontrastwerte, indem die quadrierten Kontrastwerte aller Bildpixel summiert und durch die Gesamtzahl der Pixel geteilt werden. Schließlich wird die Quadratwurzel dieses quadratischen Mittelwerts gezogen, um den RMS-Kontrast zu erhalten.

Ein hoher RMS-Kontrast weist auf eine breite Spanne von Intensitäten im Bild hin. Im Gegensatz dazu deutet ein niedriger RMS-Kontrast auf eine eher gleichmäßige und homogene Intensitätsverteilung im Bild hin, die weniger Detailreichtum aufweist.

1.2. Frequenzbereiche und Kontrast

Das Verständnis zur visuellen Wahrnehmung ist ein fester Bestandteil der internationalen Forschung. In diesem Zusammenhang werden verschiedene Methoden zur Untersuchung der visuellen Wahrnehmung angewandt, wobei Probandenstudien eine bedeutende Rolle spielen. In

1. Einleitung

zahlreichen Studien wurde wiederholt aufgezeigt, dass die visuelle Wahrnehmung von Kontrast eng mit räumlichen Frequenzbereichen verknüpft ist. Innerhalb dieses Forschungsfeldes wurden vielfältige Konzepte erforscht, darunter z. B. die Kontrastempfindlichkeit.

Die Kontrastempfindlichkeitsfunktion (CSF) beschreibt, wie das menschliche Auge Kontrastunterschiede bei verschiedenen räumlichen Frequenzen wahrnimmt. Anders formuliert, veranschaulicht die CSF, inwieweit wir in der Lage sind, Unterschiede in Helligkeit und Dunkelheit bei unterschiedlichen räumlichen Frequenzen zu erkennen. Werden räumliche Frequenzen mit Kontrastwahrnehmung ins Verhältnis gesetzt, beschreibt die CSF darin Schwellenwerte zwischen unterscheidbaren und nicht unterscheidbaren Kontrasten oder räumlichen Frequenzen. Die höchste Kontrastempfindlichkeit liegt dabei üblicherweise im Intervall 4-6 cpd (cycles per degree). Außerhalb dieses Intervalls fällt die Kontrastempfindlichkeit (Campbell & Robson, 1968).

Wenn jedoch die Kontrastempfindlichkeit unter Verwendung von überschwwelligen Kontrasten gemessen wird, zeigt sich ein abweichendes Verhalten im Vergleich zur Kontrastempfindlichkeit im Rahmen der CSF. Im Fall von überschwwelligen Kontrasten bleibt die Kontrastempfindlichkeit bei Tests mit hoch kontrastreichen Sinusgittern über einen breiten Bereich räumlicher Frequenzen konstant. Dieses Phänomen ist als Kontrastkonstanz bekannt (Georgesom & Sullivan, 1975).

Es konnte gezeigt werden, dass sich räumliche Frequenzen und Kontrastwahrnehmung gegenseitig beeinflussen. Diese Erkenntnisse wurden im Rahmen von Experimenten unter Verwendung von Sinusgittern auf homogenem grauem Hintergrund gewonnen (Campbell und Robson, 1968, S. 234, Georgesom und Sullivan, 1975, S. 629). Mithilfe von Sinusgittern kann eine bestimmte räumliche Frequenz in Bezug auf ihren Kontrast isoliert untersucht werden. In der aktuellen wissenschaftlichen Forschung verlagert sich zunehmend der Fokus auf die Untersuchung des Zusammenhangs zwischen räumlichen Frequenzen und der Kontrastwahrnehmung in komplexen Bildern, die ein breites Spektrum an Frequenzbereichen und Kontraststufen aufweisen (Bex & Makous, 2002; Haun & Peli, 2013; Peli, 1990; Yelmanov & Romanyshyn, 2019).

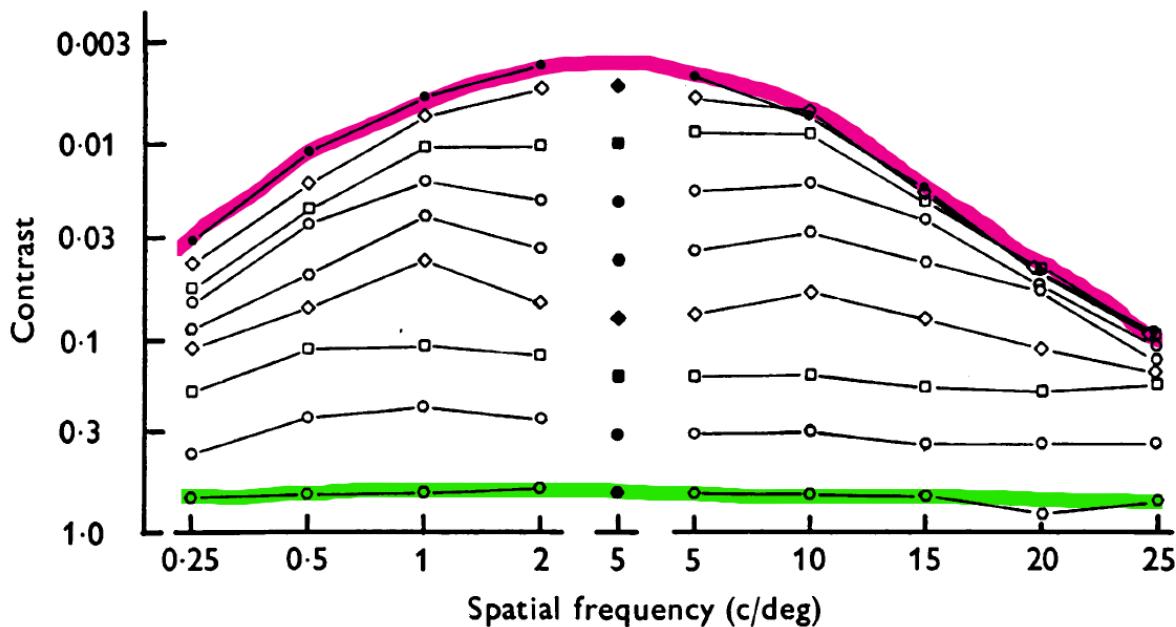


Abbildung 1.3.: Rot - CSF, Grün = Kontrastkonstanz, (Georges & Sullivan, 1975, S. 630)

1.3. Perceived contrast in complex images - Haun und Peli (2013)

Eine gewichtige Studie, die den Zusammenhang zwischen räumlichen Frequenzen und der Kontrastwahrnehmung bei komplexen Bildern erforscht hat, ist **Perceived contrast in complex images** von Haun und Peli (2013).

In jener Forschungsarbeit wurde mithilfe eines Experiments der wahrgenommene Kontrast bei komplexen Bildern, bei denen die Intensitäten verschiedener Frequenzbereiche verändert wurden, untersucht. Dafür wurden die Bilder mithilfe von Kosinusfiltern in acht Frequenzbänder zerlegt. Diese Bänder wurden dann zufällig mit -8 dB bis +8 dB gewichtet und wieder zu einem Bild zusammenaddiert. Für jeweils zwei dieser Bilder nebeneinander wurden die Testpersonen dann gefragt, auf welchem Bild der Kontrast höher ist und ob diese Entscheidung leicht zu treffen war. Abbildung 1.4 zeigt ein Beispielstimulus aus diesem Experiment.

Die beiden Bildhälften in Abbildung 1.4 sind durch Manipulation der Frequenzbänder entstanden, wie sie in Abbildung 1.5 dargestellt sind. Im linken Bild wurde eine Manipulation von -8 dB auf das Frequenzband um 2 cycles per picture (cpp) angewandt. Auf das Frequenzband um 64 cpp wurde eine Modifikation von +8 dB angewandt.

1. Einleitung

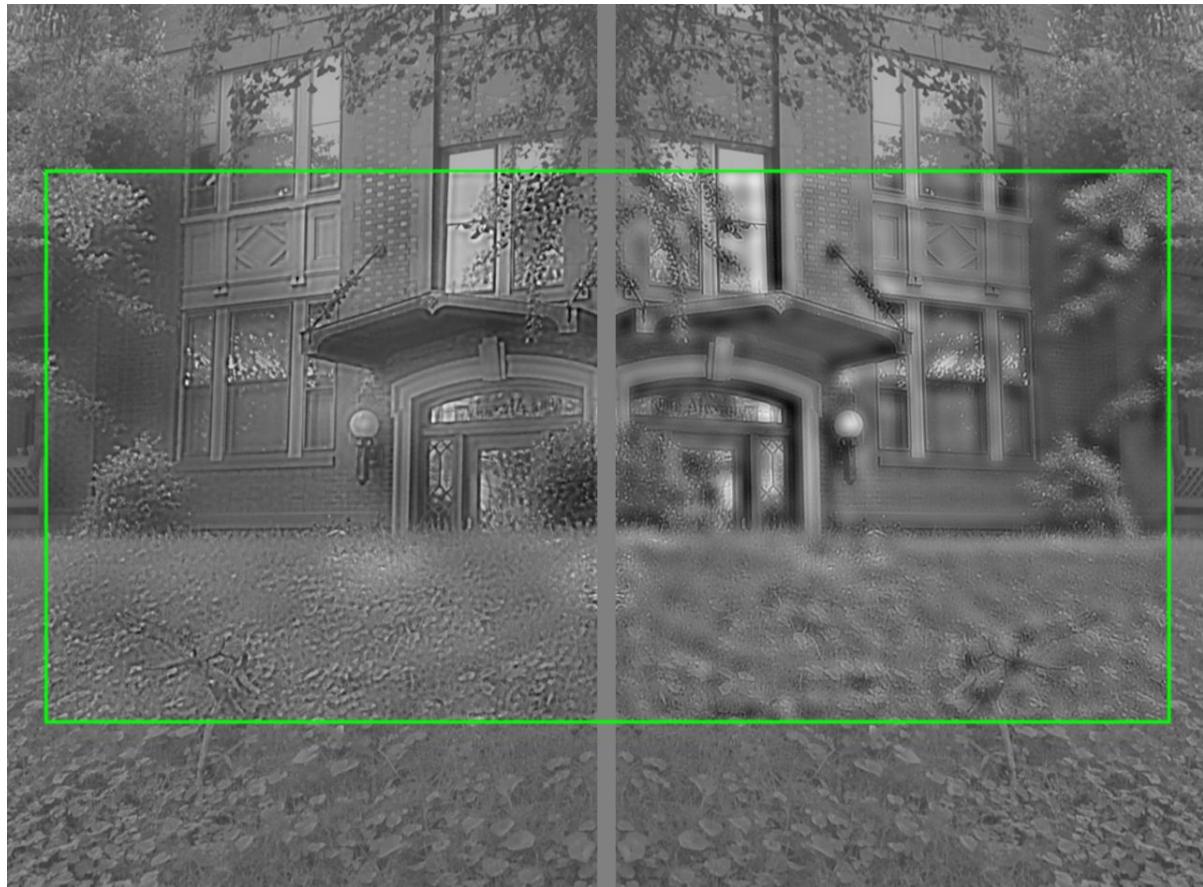


Abbildung 1.4.: Stimulus aus Haun und Peli (2013, S. 3)

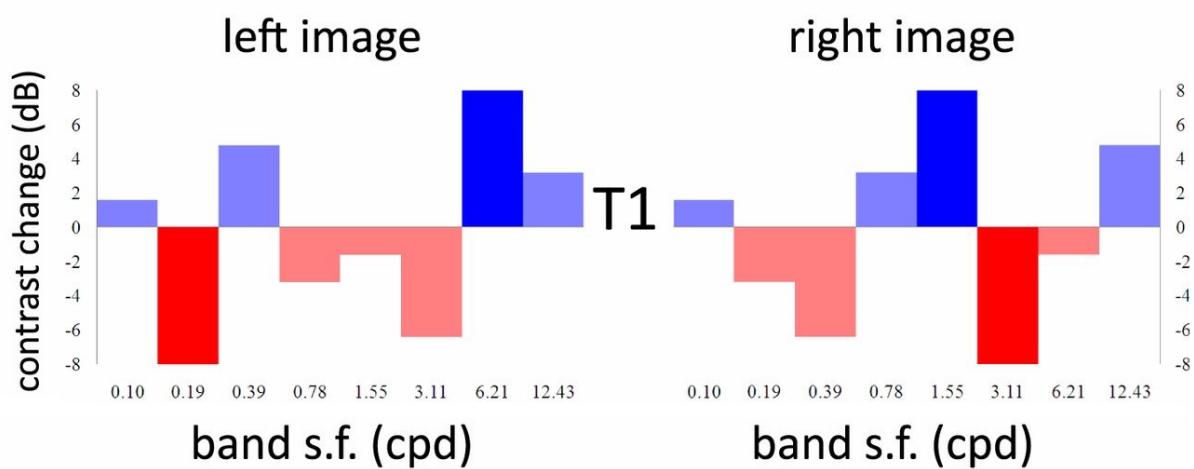


Abbildung 1.5.: Frequenzmodifikationen zu Abb. 1.4, (Haun & Peli, 2013, S. 4)

Die zufällige Gewichtung der Frequenzbänder hat allerdings Stimuli zur Folge, bei denen eine Vielzahl an Variablen geändert wurden. Ein Rückschluss auf den Einfluss einzelner Frequenzbereiche auf die Kontrastwahrnehmung komplexer Bilder könnte fehlerbehaftet sein. Außerdem wird festgehalten: „Thus the two copies of the stimulus scene had the same relative amount of contrast change (absolute contrast change would depend on the specific structure of the scene; i.e., the two resulting images did not have the same RMS contrast), [...]“ (Haun & Peli, 2013, S. 3). Das bedeutet, dass die Testpersonen den Kontrast zweier Bilder vergleichen sollten, welcher objektiv unterschiedlich ist. Dies addiert eine weitere Variable, die in dem Experiment nicht kontrolliert wird.

Für die Maximierung der Aussagekraft von Experimentsergebnissen ist es essenziell, beim Design der Stimuli die Steuerung einer möglichst großen Anzahl von Faktoren zu ermöglichen. Gleichzeitig ist es ratsam, die Anzahl der Variablen in Experimenten zu minimieren, da dies die Gewinnung verlässlicher Erkenntnisse über den Einfluss dieser Variablen erleichtert. Dieser Ansatz unterstützt die Präzision und Relevanz der resultierenden Forschungsergebnisse und trägt zur Evidenzbasierung in wissenschaftlichen Untersuchungen bei.

Am Beispiel von Haun und Peli (2013) wäre eine absolute Isolierung von nur einem manipulierten Frequenzband denkbar. Anstatt zwei Bilder nebeneinander zu präsentieren, bei denen alle Frequenzbänder zufällig manipuliert werden, könnten zwei Bilder verglichen werden, bei denen jeweils nur ein Frequenzband manipuliert wurde, um Aussagen bezüglich der Ergebnisse besser mit einem bestimmten Frequenzbereich in Verbindung zu bringen.

Sollten beide Bilder dazu einen möglichst gleichen Kontrast aufweisen, minimiert sich die Anzahl der unterschiedlichen Variablen noch weiter. Im besten Fall sind die beiden manipulierten Frequenzbänder die einzigen Variablen, die sich in den beiden Bildern unterscheiden, um bestmögliche Aussagen über den Einfluss dieser auf die Kontrastwahrnehmung treffen zu können.

Bei der Erstellung solcher Stimuli wurde allerdings festgestellt, dass die gezielte Manipulation eines Frequenzbands unmittelbare Auswirkungen auf den Kontrast des Bildes hat. Hierbei wird

eine der gestellten Anforderungen erfüllt, während die andere im Gegenzug beeinträchtigt wird. Insbesondere ergibt sich die Herausforderung, dass bei der Anpassung eines Frequenzbands gleichzeitig auch der Kontrast verändert wird. Ein weiteres Problem tritt auf, wenn unterschiedliche Frequenzbänder für die rechte und linke Seite eines Bildes manipuliert werden, was zwangsläufig zu disparaten Kontrasten führt und vermieden werden sollte. Das Hauptziel dieser Bachelorarbeit besteht somit darin, ein Verfahren zu entwickeln, das die gleichzeitige Berücksichtigung beider Anforderungen und somit die Schaffung von geeigneten Stimuli ermöglicht.

1.4. Zielstellung

Zunächst soll ein Verfahren gefunden werden, bei dem ein Frequenzband manipuliert, aber gleichzeitig der Kontrast kontrolliert werden kann. Dabei soll sich der Kontrast nach Manipulation des Bildes nicht vom Originalbild unterscheiden, wobei der Kontrast in diesem Kontext als ein mathematisch quantifizierbarer Wert verstanden wird. Dieses Verfahren soll für zukünftige Forschung und Experimente als Software implementiert werden. Ein wesentlicher Aspekt dabei ist, dass es dem Anwender ermöglicht wird, die Stimulierstellung flexibel zu steuern.

Es sei jedoch angemerkt, dass im Rahmen dieser Bachelorarbeit nicht das primäre Ziel darin besteht, die Frage nach dem besten objektiven Kontrastmaß zur Abbildung der menschlichen Kontrastwahrnehmung zu beantworten. Stattdessen strebt die Implementierung die Erweiterbarkeit um verschiedene Definitionen für Kontrast an, wie beispielsweise RMS-Kontrast, Michelson-Kontrast oder andere relevante Definitionen, um eine breite Anwendbarkeit und Flexibilität in der wissenschaftlichen Arbeit zu gewährleisten.

2. Algorithmen

In diesem Kapitel wird zunächst die Frequenzmanipulationsmethode behandelt, die in der Arbeit von Haun und Peli (2013) angewandt wird und auch in dieser Bachelorarbeit Anwendung findet. Anschließend werden verschiedene Algorithmen vorgestellt, die den Kern dieser Arbeit bilden und die Erzeugung von Stimuli ermöglichen. Hierbei werden Bilder ähnlich wie in der Arbeit von Haun und Peli (2013) in verschiedene Frequenzbänder zerlegt. Nach der gezielten Manipulation eines Frequenzbands ergibt sich jedoch ein veränderter Kontrast im Bild im Vergleich zum ursprünglichen Bild (siehe Abbildung 2.4). Um diesem Effekt entgegenzuwirken, werden alle anderen Frequenzbänder entsprechend angepasst, um den Kontrast wieder an das Niveau des Ausgangsbildes anzupassen.

2.1. Frequenzzerlegung

Wie angesprochen wird in dieser Arbeit die Frequenzzerlegung aus Haun und Peli (2013) verwendet. Das Verfahren wurde in Vorarbeit nachimplementiert (Aguilar, 2020) und im Zuge dieser Arbeit erweitert.

Als Testbilder werden in dieser Arbeit dieselben Bilder verwendet, die bei Haun und Peli (2013) verwendet werden. In Haun und Peli (2013, S. 2) werden diese Bilder folgendermaßen beschrieben: „Stimuli were 516 digital photographs of scenes, including indoor and outdoor, natural and man-made content [...].“

Ein Bild wird zunächst auf 768 x 768 Pixel verkleinert, um Rauschen auf den höchsten räumlichen Frequenzen zu verringern. Das liegt daran, dass bei der Verkleinerung eines Bildes auf eine geringere Pixelanzahl die höchsten räumlichen Frequenzen reduziert werden, da sie durch das Downsampling beschnitten werden (Haun & Peli, 2013, S. 2). Danach wird das Bild in acht Frequenzbänder zerlegt. Dazu werden acht Filter erstellt. Die ersten sieben Filter sind dabei folgendermaßen definiert (Haun & Peli, 2013, S. 3):

$$h(s) = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 + \cos(\pi \log_2(f) - \pi \log_2(s))] , & \text{wenn } \left\{ \frac{1}{2}s < f < 2s \right\} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.1)$$

s ist dabei die höchste Frequenz für diesen Filter. Diese liegen bei 1, 2, 4, 8, 16, 32 und 64 cpp. Der letzte Filter dient für das Residualband, welches alle restlichen hochfrequenten Bildinhalte bis 128 cpp beinhaltet.

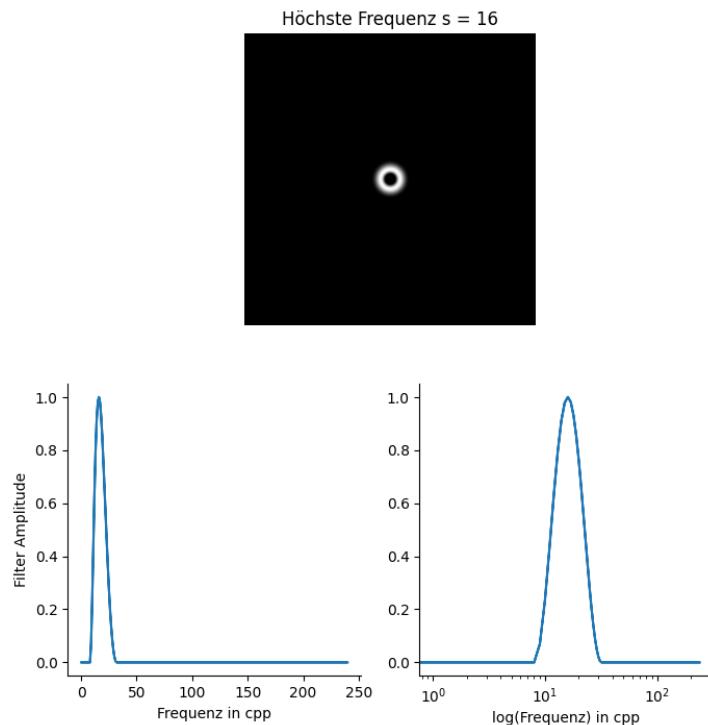


Abbildung 2.1.: Beispieldarstellung eines Kosinusfilters für 16 cpp, erstellt mit Aguilar (2022)

Für die Filterung der Bilder werden Kosinusfilter verwendet, da sie den Vorteil haben, komplementär zueinander zu sein. Wenn die Filter aufsummiert werden, ist diese Summe wieder eine flache Funktion. Dadurch können Bilder durch die Filter aufgeteilt und wieder zusammengesetzt werden, ohne Artefakte im Bild zu erzeugen. Eine Filterung und anschließende Zusammensetzung, ohne das ein Frequenzband verändert wurde, führt also wieder zu demselben Ursprungsbild (Peli, 1990, S. 2039).

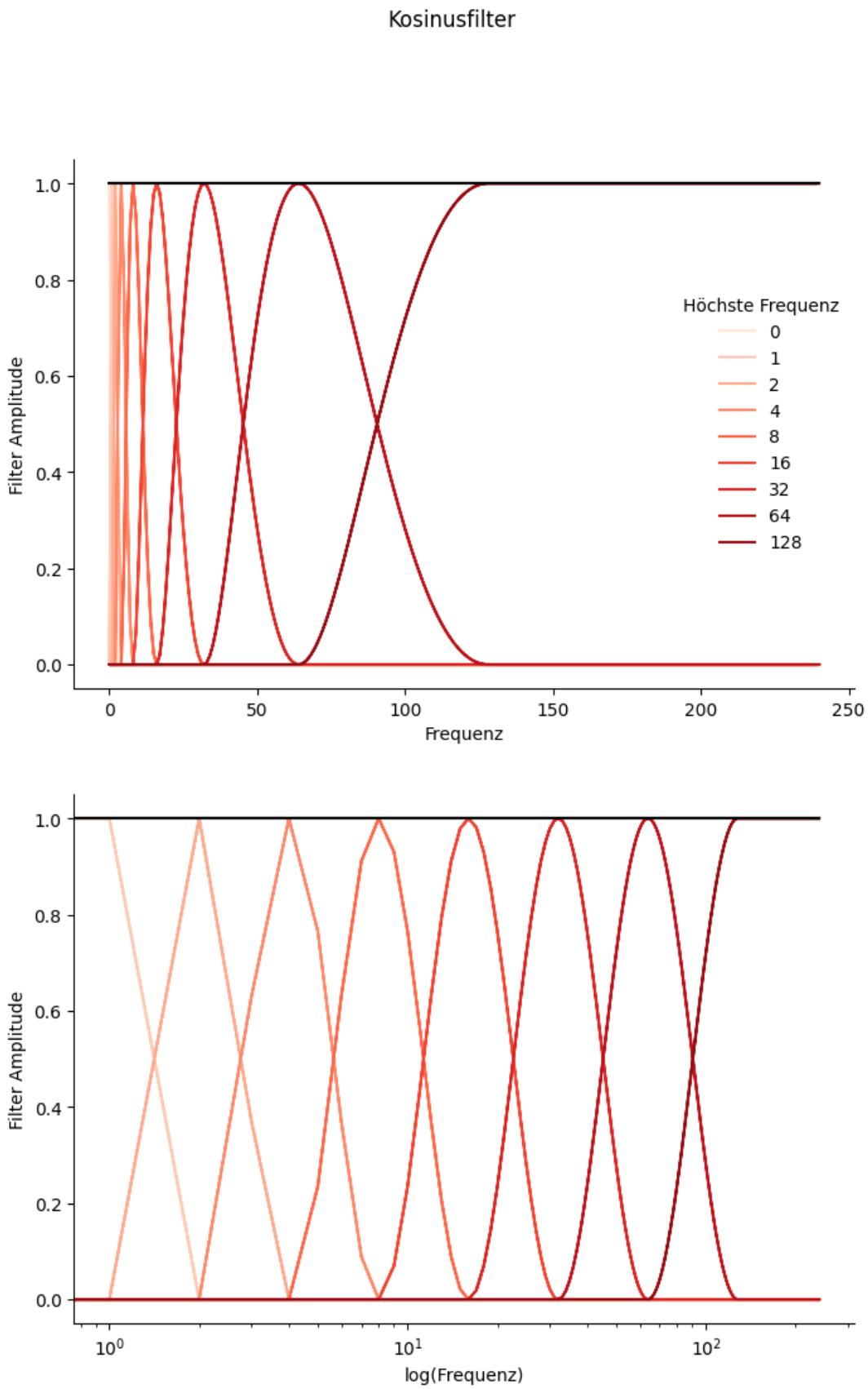


Abbildung 2.2.: Kosinusfilter, erstellt mit Aguilar (2022)

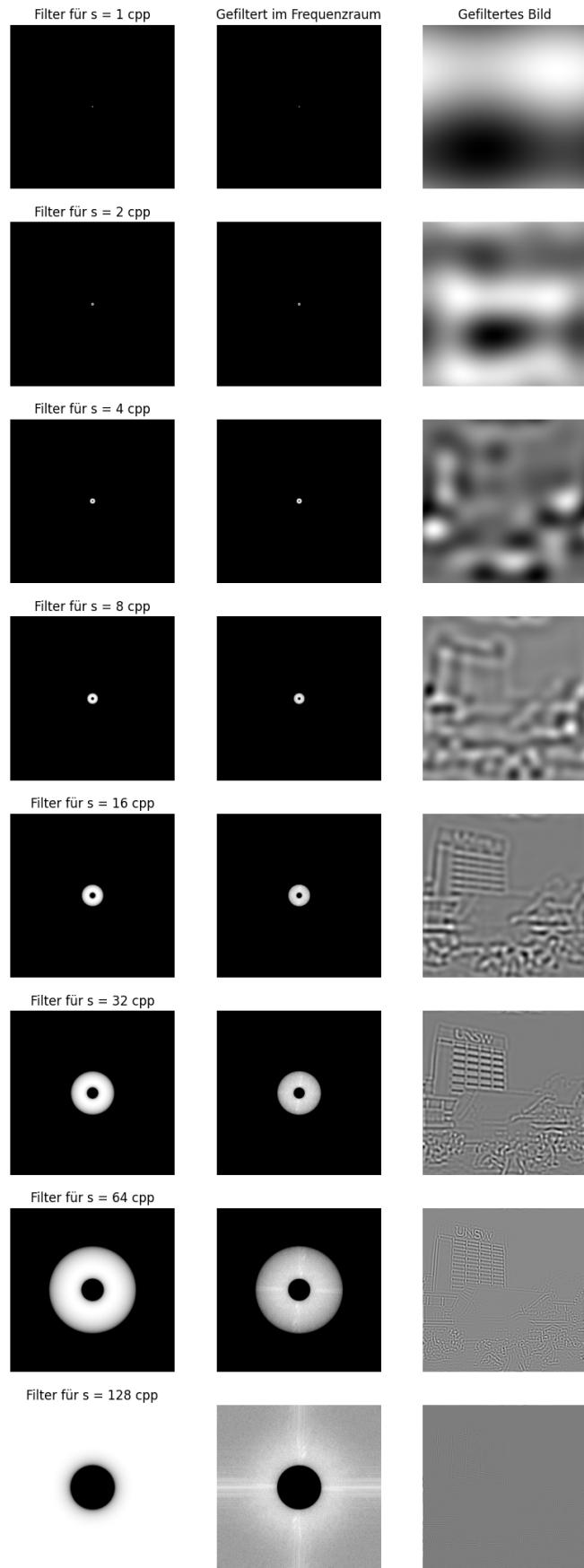


Abbildung 2.3.: Gefilterte Frequenzbänder an einem Beispielbild, erstellt mit Aguilar (2022)

Mithilfe dieser Zerlegung ist es also möglich, die Intensitäten einzelner Frequenzbänder zu manipulieren. Die Manipulation erfolgt in dB. Ein dB ist dabei $20 * \log_{10}(\text{Kontrastamplitude})$. Bei einer Modifikation von +1 dB wird der Frequenzbereich mit $10^{\frac{+1}{20}}$ multipliziert. Nach anschließender Zusammensetzung und Normierung auf den ursprünglichen Intensitätsbereich des Bildes entsteht ein neues Bild mit Veränderungen in einzelnen Frequenzbereichen.

2.2. Vorüberlegungen

Für ein gegebenes Bild soll also die Intensität für nur ein Frequenzband manipuliert werden. Dieses Frequenzband wird im Folgenden Hauptband genannt. Dabei soll der Kontrast möglichst gleich zum unveränderten Bild bleiben. Abbildung 2.4 zeigt allerdings, dass das nicht der Fall sein muss.

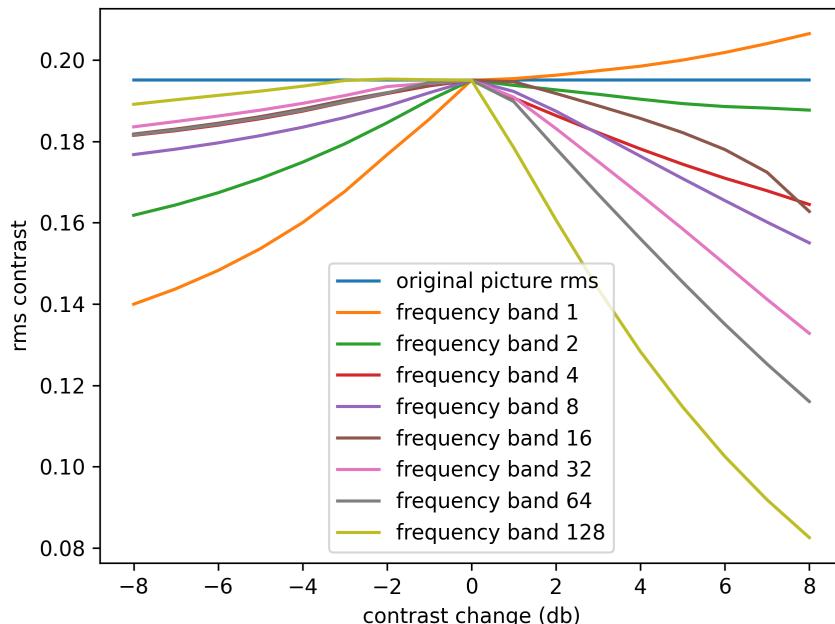


Abbildung 2.4.: RMS-Kontrast für jede betrachtete Frequenzmanipulation

Diese Abbildung zeigt exemplarisch für ein Bild die Kontrastveränderungen bei Manipulation eines Frequenzbandes. Der blaue Graph zeigt den Kontrast für das Originalbild und wird im Folgenden „Zielkontrast“ genannt. Jeder der anderen Graphen steht jeweils für ein generiertes

Bild, bei dem das jeweilige Frequenzband manipuliert wurde. Auf der x-Achse ist die Intensität der Manipulation aufgetragen und auf der y-Achse der RMS-Kontrast, der durch diese Manipulation entsteht.

Es ist also davon auszugehen, dass die Manipulation des Hauptbands mit einer Kontraständerung einhergeht. Als möglicher Kompromiss hat sich folgender Sachverhalt ergeben: Nach der Manipulation des Hauptbands können Veränderungen der anderen Frequenzbänder („Nebenbänder“) dazu führen, dass der Kontrast des Bildes mit diesen Veränderungen wieder näher am Zielkontrast ist. Im Folgenden heißt die Veränderung des Hauptbands „Manipulation“. Diese verändert den Kontrast im Vergleich zum ursprünglichen Bild und führt zum „Manipulationskontrast“. Um den Kontrast wieder an den Zielkontrast anzunähern, werden die Nebenbänder auch verändert. Diese Veränderungen sollen „Modifikationen“ heißen.

Die Ansätze in dieser Bachelorarbeit sollen diese Wiederannäherung des Kontrasts an den Zielkontrast mittels Modifikationen algorithmisch bewerkstelligen.

2.3. Eingabeparameter

Allen voran existiert ein Graustufenbild, für welches der Algorithmus ausgeführt werden soll. Als Eingabeparameter soll zunächst festgelegt werden, welches Frequenzband manipuliert werden soll und mit welcher Ausprägung diese Manipulation geschehen soll.

Außerdem können Maxima für den positiven und negativen Bereich für Modifikationen der Nebenbänder angegeben werden. Es ist sinnvoll, dass die Manipulation außerhalb des Bereichs der erlaubten Modifikationen liegt. Damit soll umgangen werden, dass der Algorithmus den Weg findet, die Nebenbänder auf dieselbe Ausprägung wie die Manipulation zu modifizieren. In diesem Fall wäre der Kontrast zwar derselbe wie der Zielkontrast, allerdings ist das Bild nach Normierung auch wieder dasselbe wie das Ursprungsbild. Somit würde der Algorithmus die Manipulation ungeschehen machen.

Zuletzt muss noch das Kontrastmaß angegeben werden, welches für die Berechnung der Kontrastwerte benutzt werden soll. Für das Skript sind zum Zeitpunkt dieser Bachelorarbeit der

RMS-Kontrast (siehe Gleichung 1.1) und eine modifizierte Form dessen implementiert. Diese wird durch Gleichung 2.2 erklärt. Es gibt codeseitig die Möglichkeit, weitere Kontrastmaße als Eingabeparameter mit aufzunehmen.

2.4. Version 1 - Main-Changes

Im Folgenden wird die erste Version des Algorithmus beschrieben. Der Hauptteil dieser Version wird Main-Changes genannt. Dabei werden alle Nebenbänder um entweder -1 dB oder +1 dB modifiziert, wenn damit ein besserer Kontrast erreicht werden kann. Besserer Kontrast heißt hier immer, dass der Kontrast so nahe wie möglich an dem Zielkontrast liegt.

2.4.1. Ablauf

Im folgenden Absatz wird der Ablauf der ersten Version beschrieben (Abb. 2.5). Zunächst wird das Hauptband mit der angegebenen Manipulation verändert. Aus dem daraus entstehenden Bild wird der Kontrast errechnet und als Manipulationskontrast angenommen. Danach wird das erste Nebenband mit jeweils -1 dB und +1 dB modifiziert und für beide Änderungen der Kontrast errechnet. Für die Modifikation mit dem besseren Kontrast wird folgendes geprüft:

- Ist der Kontrast besser, als der beste bisher gefundene Kontrast?
- Liegt die Modifikation im erlaubten Modifikationsbereich? (siehe Eingabeparameter 2.3)

Ist beides gegeben, dann wird diese Modifikation angewandt und der errechnete Kontrast als der neue beste gefundene Kontrast angenommen. Sollte einer der beiden Punkte nicht zutreffen, dann wird dasselbe mit dem Kontrast der anderen Modifikation versucht. Statt +1 dB würde dann die -1 dB Modifikation überprüft werden. Dabei werden auch die beiden obigen Punkte abgefragt. Sollte hier beides gegeben sein, dann wird diese Modifikation angewandt und der errechnete Kontrast als neuer bester Kontrast angenommen. Ansonsten ist für dieses Nebenband keine Modifikation mit Verbesserung des Kontrasts möglich. Dieses Verfahren kommt zur Anwendung, um beide Modifikationen abzudecken. Sollte die erste Variante nicht

angewendet werden können, da die Modifikation zum Beispiel außerhalb des erlaubten Modifikationsbereichs (siehe Kapitel Eingabeparameter 2.3) liegt, dann kann die andere Variante trotzdem zu einer Verbesserung des bisher besten Kontrasts führen. Diese Prozedur wird nacheinander für jedes der Nebenbänder durchgeführt. Dann wird geprüft, ob sich dadurch eine Verbesserung des bisher besten Kontrasts ergeben hat. Sollte das der Fall sein, wird die Schleife erneut durchlaufen. Dieses Verfahren wird solange durchgeführt, bis für kein einziges Nebenband eine Modifikation gefunden wurde, die zu einer Verbesserung des Kontrasts führt. Der Algorithmus wird damit beendet.

2.4.2. Ergebnisse

Für die folgenden Ergebnisse ist die Manipulation der Frequenzbänder auf +8 dB festgelegt. Das ist auch die höchste Manipulation aus Haun und Peli (2013). Der erlaubte Modifikationsbereich liegt bei $[-7\text{dB}, +7\text{dB}]$. Dazu wurde sich entschlossen, damit es einen möglichst großen Bereich für Modifikationen gibt, ohne dass die Manipulation von +8 dB in diesem Bereich liegt (siehe Kapitel 2.3).

Das benutzte Kontrastmaß ist wie folgt definiert (Bex & Makous, 2002, S. 1097):

$$RMS_{norm} = \frac{RMS}{\bar{x}}, \quad (2.2)$$

wobei RMS der in Gleichung 1.1 beschriebene RMS-Kontrast und \bar{x} die mittlere Intensität aller Pixel im Bild ist. In Bex und Makous (2002) wird dazu ausgeführt: „This measure is also relatively simple to calculate and is a good predictor of the relative subjective/apparent contrasts of compound grating images and random noise patterns, when divided by the mean luminance of the image.“ (Bex & Makous, 2002, S. 1097).

Abbildung 2.6 zeigt Beispielbilder, die durch den Algorithmus entstehen.

Der Algorithmus wird für das Originalbild 0001 (Abb. 2.6a) durchgeführt. Das Bild weist einen Kontrast von ca. 0,50832 (Zielkontrast) auf. Als Beispiel wurden hier die Durchläufe für die

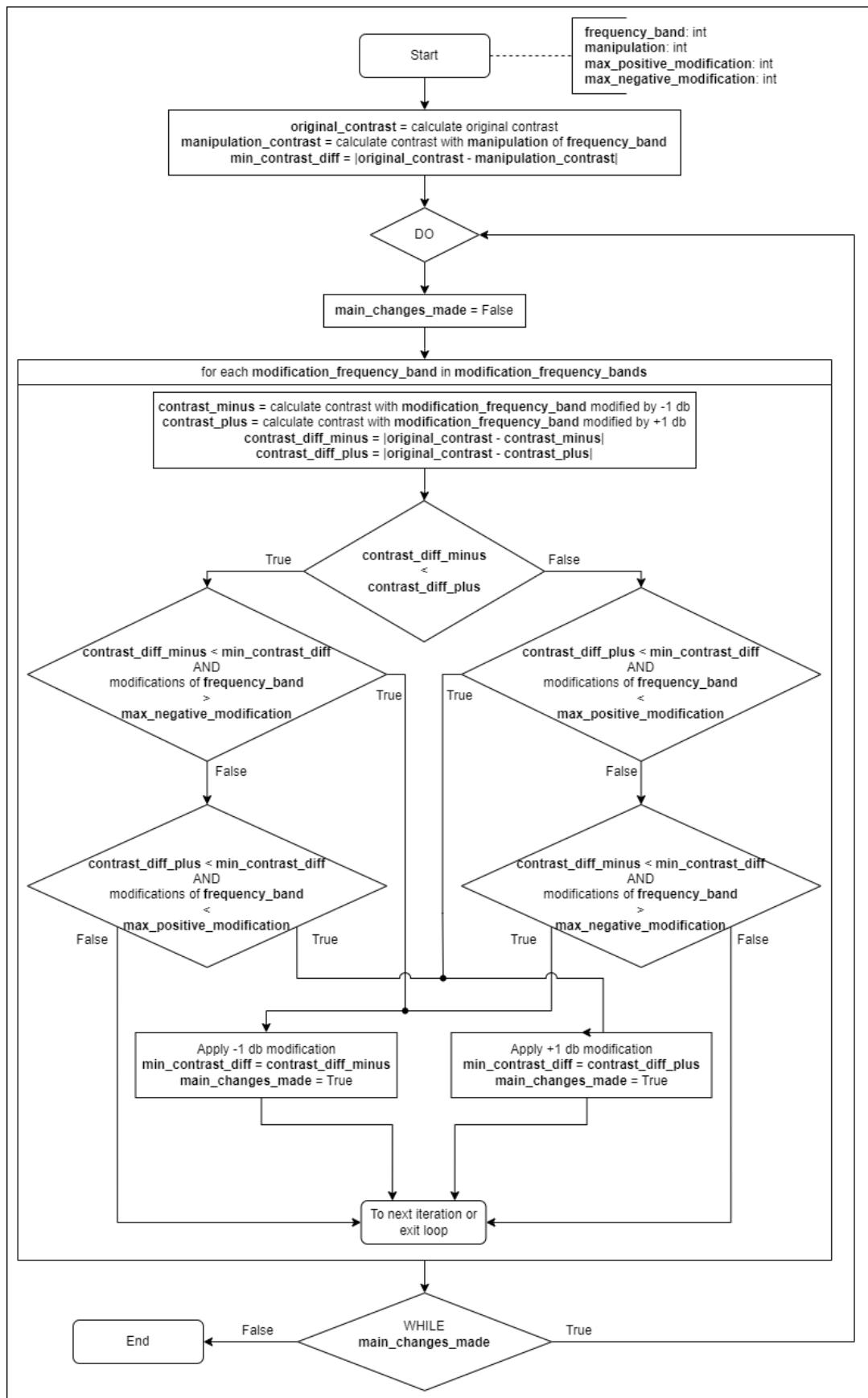


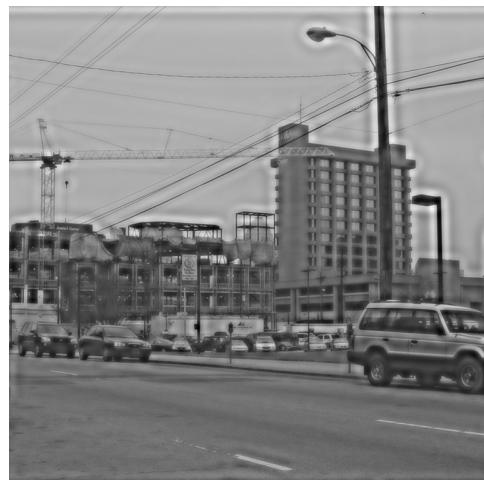
Abbildung 2.5.: Version 1 - Ablaufdiagramm



(a) Originalbild



(b) 4 cpp Band manipuliert



(c) 32 cpp Band manipuliert



(d) Ergebnis für 4 cpp Band



(e) Ergebnis für 32 cpp Band

Abbildung 2.6.: Version 1 - Beispielergebnisse für Bild 0001 - (a) Originalbild. (b) und (c) nach Manipulation von Band 4 cpp bzw. 32 cpp mit +8 dB. (d) und (e) Ergebnisse nach Durchführung von Version 1.

manipulierten Bänder 4 cpp und 32 cpp ausgewählt. Die Bilder 2.6b und 2.6c entstehen, wenn das Frequenzband 4 cpp bzw. 32 cpp um +8 dB manipuliert wird. Bild 2.6b weiß dabei einen Kontrast von 0,41079 und 2.6c von 0,34093 (Manipulationskontraste) auf.

Danach werden die Nebenbänder so modifiziert, dass sich der Kontrast wieder möglichst nahe an 0,50832 angleicht. Dadurch entstehen die Bilder 2.6d bzw. 2.6e. Das Bild 2.6d weiß dabei einen Kontrast von 0,508328 auf. Durch den Algorithmus konnte also der Kontrast von 0,41079 auf die sechste Nachkommastelle genau an den Zielkontrast angeglichen werden. Das Bild 2.6e zum 32 cpp Frequenzband weiß einen Kontrast von 0,49103 auf. Hier konnte der Algorithmus den Kontrast von 0,16739 Unterschied zum Zielkontrast auf 0,01729 Unterschied verringern.

Wie die Modifikationen verteilt sind, um die Bilder 2.6d und 2.6e herzustellen, kann der Abbildung 2.7 entnommen werden. Um den Kontrast 0,508328 für die Manipulation vom Hauptband 4 cpp zu erreichen, müssen die Nebenbänder wie bei Abbildung 2.7a angegeben modifiziert werden. Die Summe der Beträge der Modifikationen beträgt 18. Bei Manipulation vom Hauptband 32 cpp beträgt die Summe der Beträge der Modifikationen 27 (Abb. 2.7b).

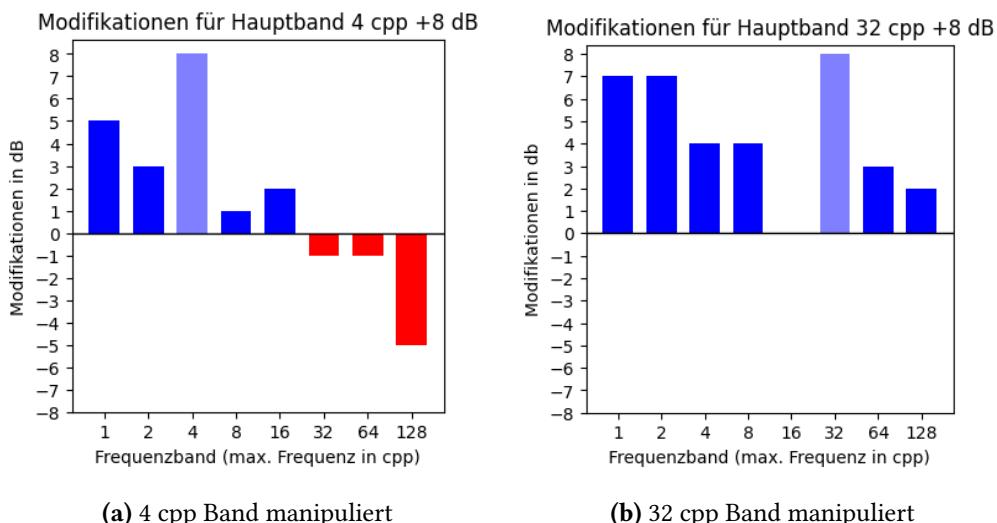


Abbildung 2.7.: Version 1 - Modifikationen für Bild 0001 - (a) Modifikationen durch Algorithmus Version 1, für Bild 0001, bei dem Band 4 cpp mit +8 dB manipuliert wurde. (b) Modifikationen nach Algorithmus Version 1, für Bild 0001, bei dem Band 32 cpp mit +8 dB manipuliert wurde. (siehe 2.6)

Für die folgenden Ergebnisse wurden 100 von den 516 Bildern gleichverteilt ausgewählt (0005, 0010, ..., 0495, 0500). Für jedes dieser Bilder wurde der Algorithmus für jedes Frequenzband als Hauptband angewendet.

Abbildung 2.8 zeigt die relative durchschnittliche Kontrastangleichung dieses Versuchs. Auf der x-Achse befinden sich die einzelnen Frequenzbänder, die als Hauptband ausgewählt waren. Auf der y-Achse befindet sich der Kontrast relativ zum Zielkontrast, der sich bei 0.00 befindet. Die roten Balken zeigen die Kontraständerung durch die Manipulation des jeweiligen Frequenzbandes von +8 dB. Wenn das Frequenzband 1 cpp als Hauptband um +8 dB manipuliert wird, hat sich also der Kontrast durchschnittlich um ca. -0.048 verringert. Nach der Anwendung des Algorithmus konnte der Kontrast durch Modifikation der Nebenbänder durchschnittlich um ca. 0.035 an den Zielkontrast angenähert werden. Damit ist der Kontrast nach dem Algorithmus durchschnittlich nur noch ca. -0.013 vom Zielkontrast entfernt. Als Leserichtung entfernen sich die roten Balken also vom Zielkontrast und die grünen Balken nähern sich diesem wieder an.

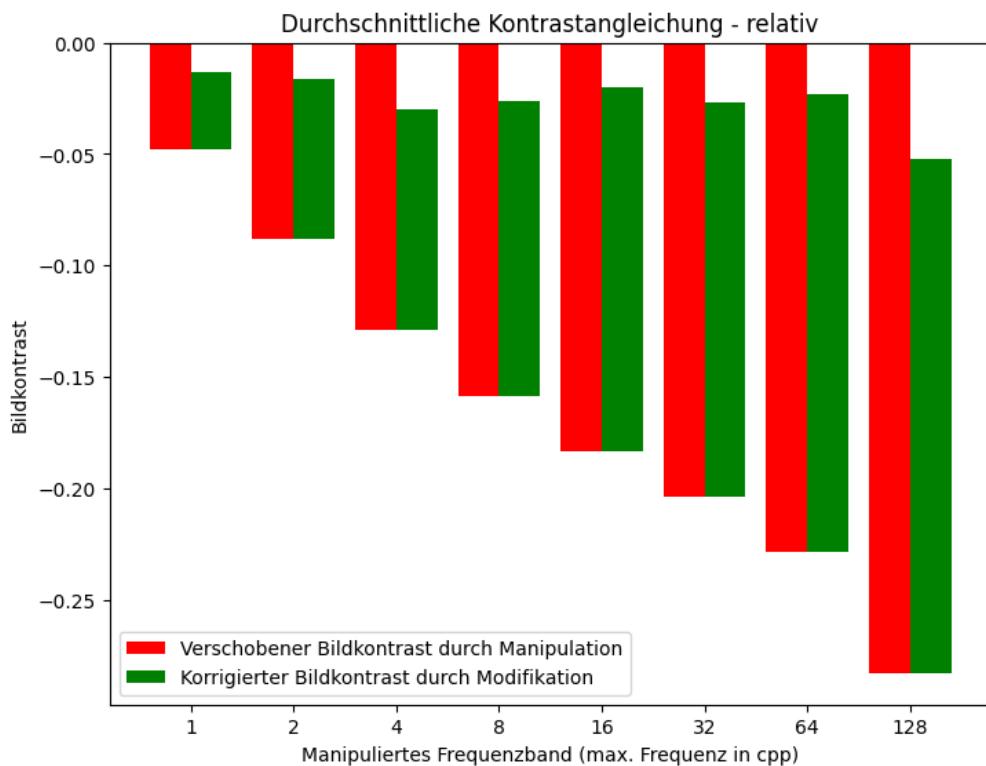


Abbildung 2.8.: Version 1 - Durchschnittliche relative Kontrastangleichung

In Abbildung 2.9 kann man die durchschnittlichen Summen der benötigten Modifikationen entnehmen. Auf der x-Achse befinden sich die einzelnen Frequenzbänder, die als Hauptfrequenzband ausgewählt waren. Auf der y-Achse befinden sich die durchschnittlich benötigten Modifikationen der Nebenbänder aufsummiert. Das bedeutet, dass bei der Manipulation von Frequenzband 1 cpp die Frequenzbänder 2 - 128 cpp durchschnittlich insgesamt um 15.46 dB manipuliert werden müssen. Hierbei sind die Modifikationen als Beträge aufsummiert.

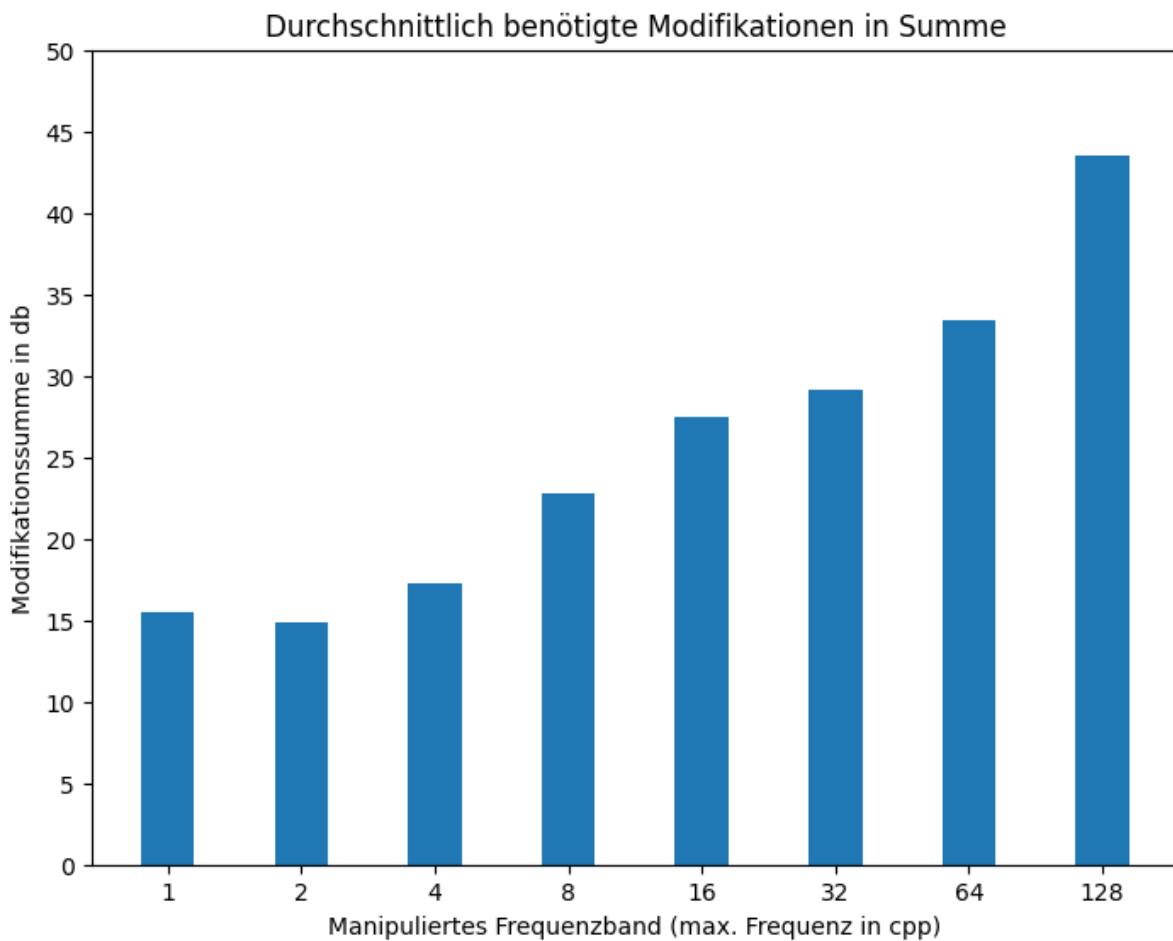


Abbildung 2.9.: Version 1 - Durchschnittlich benötigte Modifikationen in Summe

Wie diese Modifikationen im Durchschnitt über die Nebenbänder verteilt sind, zeigt Abbildung 2.10. Für jedes Frequenzband als Hauptband existiert hier ein Diagramm. Auf der x-Achse befinden sich die Frequenzbänder und auf der y-Achse die dazugehörigen Modifikationen.

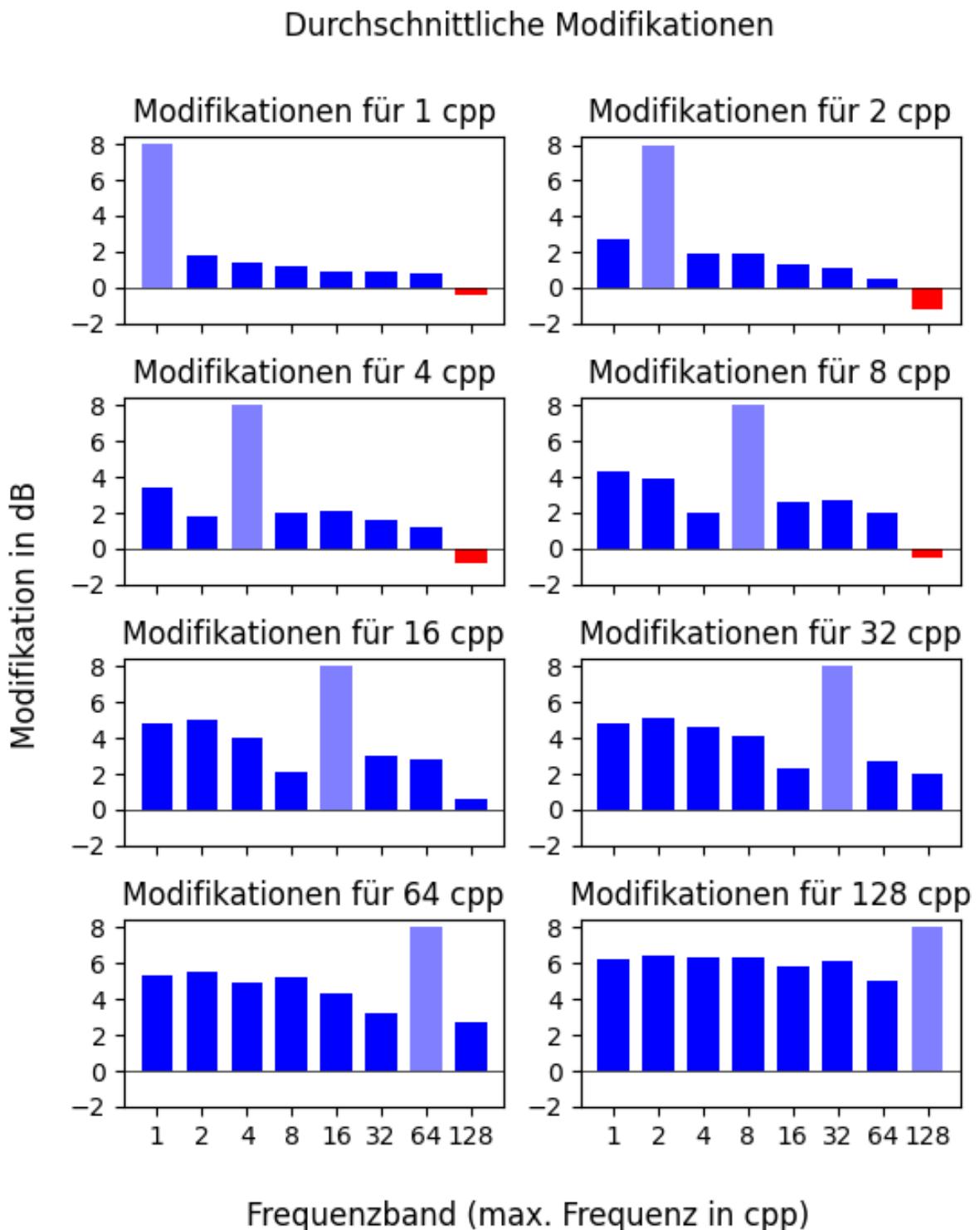


Abbildung 2.10.: Version 1 - Durchschnittliche Verteilung der Modifikationen

Wie der Abbildung 2.8 zu entnehmen ist kommt die Version 1 des Algorithmus dem Zielkontrast allgemein schon sehr nahe. Die Kontrastabweichungen zum Zielkontrast belaufen sich durchschnittlich auf -0,013 bis -0,052.

Abbildung 2.9 zeigt allerdings, dass die Summe der Modifikationen vor allem im hochfrequenten Bereich immer größer wird. So beträgt die Modifikationssumme für die Frequenzbänder 64 cpp und 128 cpp als Hauptbänder durchschnittlich 33,44 dB und 43,53 dB. Bei einem Maximum von 49 ist das bei der Anforderung, die Modifikationen so gering wie möglich zu halten, zu hoch.

Im folgenden Kapitel soll eine Version entwickelt werden, die bei Beibehaltung der guten Kontrastangleichungen die Anzahl an Modifikationen verringert.

2.5. Version 2 - Reverse-Changes

Die zweite Version stellt eine Erweiterung der ersten Version dar. Einer der Ansprüche an den Algorithmus war, dass so wenig Modifikationen wie möglich angewendet werden müssen, bei größtmöglicher Angleichung des Kontrasts an den Zielkontrast. Es gibt in der ersten Version aber kein Mechanismus, der darauf Rücksicht nimmt. Für die zweite Version wird deshalb die erste Version um einen Teil erweitert, der die Modifikationen der Nebenbänder wieder in Richtung null korrigiert, ohne dass der Kontrast sich wieder verschlechtert. Dieser Teil wird im Folgenden als Reverse-Changes bezeichnet.

2.5.1. Ablauf

In diesem Absatz wird der Ablauf der zweiten Version beschrieben (Abb. 2.11).

Zunächst werden die Main-Changes aus der ersten Version durchgeführt. Findet sich dabei mindestens eine Modifikation, die den Kontrast verbessert, dann wird der Reverse-Changes Teil durchgeführt.

Dieser Teil durchläuft wieder alle Nebenbänder. Zunächst wird geprüft, ob es durch Main-Changes bisher überhaupt eine Modifikation für das aktuelle Nebenband gab. Sollte dem nicht so sein, dann gibt es keinen Grund für Optimierung in diesem Schritt.

Ansonsten wird geprüft, ob die aktuelle Modifikation aus den Main-Changes positiv oder negativ ist. Sollte sie positiv sein, wird der Kontrast mit -1 dB errechnet. Sollte sie negativ sein, wird der Kontrast mit +1 dB errechnet. Anschließend wird geprüft, ob dieser errechnete Kontrast besser als der beste bisher gefundene Kontrast ist. Sollte das der Fall sein, dann wird dieser Reverse-Change auf das Nebenband angewendet. Dadurch entsteht ein besserer Kontrast bei einer geringeren Summe an Modifikationen. Dieser Kontrast wird als neuer bester Kontrast angenommen.

Mit diesem Verfahren wird jedes Nebenband geprüft. Wird dabei mindestens ein Reverse-Change angewandt, wird dieser Teil erneut durchführt. Das passiert so lange, bis während eines Durchlaufs für kein Nebenband eine Modifikation in Richtung null gefunden werden kann, die den besten bisher gefundenen Kontrast verbessert. Damit beginnt wieder ein Durchlauf für Main-Changes, gefolgt von einem Durchlauf für Reverse-Changes usw.

Dies geschieht solange, bis bei einem Durchlauf weder Main-Changes noch Reverse-Changes gefunden werden können. Damit wird der Algorithmus beendet.

2.5.2. Ergebnisse

Die Ergebnisse zur Kontrastangleichung unterscheiden sich kaum von denen für Version 1, was zu erwarten war, da in der Erweiterung nur eine Verringerung der Modifikationssumme angestrebt wird. Doch es gab auch bei der Summe der benötigten Modifikationen kaum eine Verbesserung. Für die Frequenzbänder 1 cpp - 128 cpp ergab sich hier eine Verringerung der Modifikationssummen um -0,63 | -0,22 | -0,28 | -0,5 | -1,01 | -0,86 | -0,25 | -0,41.

Bei der Untersuchung, wie viel Einfluss die Reverse-Changes auf das Ergebnis haben, ergab sich ein bisher nicht betrachtetes Problem: Die Modifikationen sind abhängig voneinander. Das bedeutet, dass die Reihenfolge, in der die Nebenbänder vom Algorithmus modifiziert werden, eine Rolle spielt. Bisher hat der Algorithmus die Nebenbänder von 1 cpp bis 128 cpp iteriert. Wenn z. B. Nebenband 1 cpp um +1 dB modifiziert wird, weil dadurch ein besserer Kontrast entsteht, kann das direkten Einfluss auf z.B. Nebenband 64 cpp haben. Durch die Modifikation

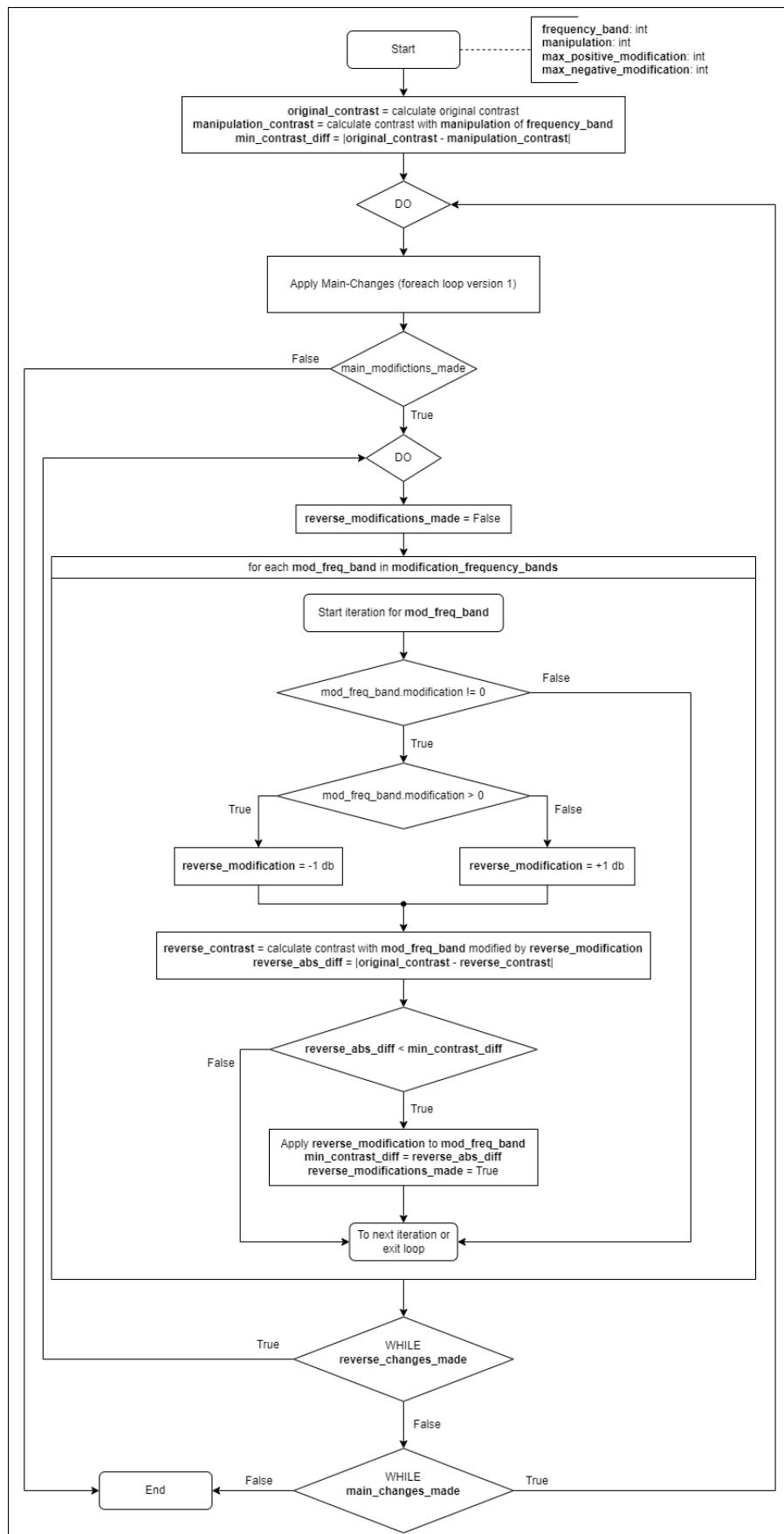


Abbildung 2.11.: Version 2 - Ablaufdiagramm

von Nebenband 1 cpp kann es dazu kommen, dass sich eine Modifikation von Nebenband 64 cpp nicht mehr lohnt. Dabei könnte es sein, dass ein insgesamt besserer Kontrast erreicht hätte werden können, wenn zuerst Nebenband 64 cpp modifiziert worden wäre. Eine simple Umkehrung der Reihenfolge kann also schon zu entschieden anderen Ergebnissen führen.

Die Abbildung 2.12 zeigt die Anwendung von Version 2 für das Bild 0001 (vgl. Abb. 2.7). Diesmal wurde zu erst die normale Version 2 verwendet. Danach wurde Version 2 durchgeführt, allerdings wurden die Nebenbänder in umgekehrter Reihenfolge modifiziert.

Für Frequenzband 4 cpp als Hauptfrequenzband unterscheidet sich die Modifikationssumme um 2 und der Kontrast um 0,0005 und bei Frequenzband 32 cpp als Hauptfrequenzband um 1 bzw. 0,002. Insgesamt ist der Unterschied also nicht sehr stark, aber er weist darauf hin, dass mit unterschiedlichen Modifikationen dieselbe Kontrastangleichung erreicht werden kann. Ob das gefundene Ergebnis das Ergebnis mit der geringsten möglichen Modifikationssumme ist, ist nicht zu sagen. Die Anzahl der möglichen Kombinationen an Modifikationen ist abhängig vom erlaubten Modifikationsbereich. In diesem Fall gibt es $| -7 | + 7 + 1 = 15$ Möglichkeiten, ein Nebenband zu modifizieren. Das entspricht 15⁷ Möglichkeiten insgesamt über alle Nebenbänder. Es wird also wie bisher nur eine Näherungslösung möglich sein, die aber weiter optimiert werden soll.

Als zweite Erkenntnis konnte festgestellt werden, dass teilweise Frequenzbänder modifiziert wurden, um die Kontrastangleichung minimal zu verbessern. Es stellt sich also für jede Modifikation die Frage, ob sich diese lohnt. Allgemein kann man fragen: Ab wann lohnt sich eine Modifikation überhaupt? Mit der folgenden Version sollen diese Sachverhalte und Fragen verbessert und beantwortet werden.

2.6. Version 3 - Kosten-Nutzen

Die dritte Version wird die finale Version des Algorithmus für diese Arbeit sein. Mit dieser Version sollen zwei Nachteile der ersten beiden Versionen behoben werden.

Es konnte für Version 2 und somit auch für Version 1 gezeigt werden, dass das Ergebnis des Algorithmus abhängig von der Reihenfolge, in der die Modifikationen durchgeführt werden

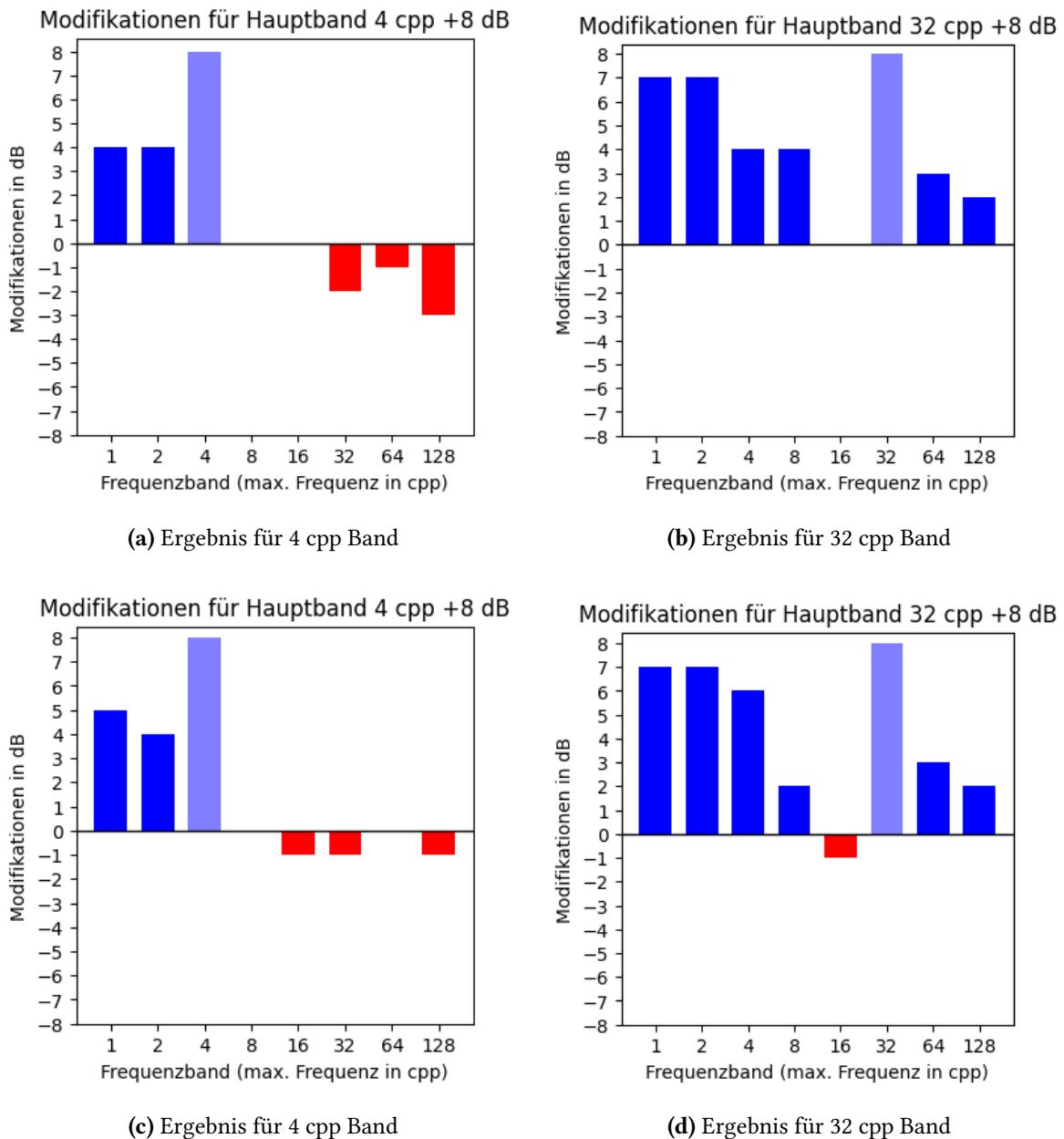


Abbildung 2.12.: Version 2 - Beispieldaten für Bild 0001 - (a) und (b) Modifikationsverteilung nach Version 2. (c) und (d) Ergebnisse bei umgekehrter Reihenfolge der Modifikationen.

ist. Dadurch sind danach Zwischenversionen entstanden, die damit gearbeitet haben, die Reihenfolge der Frequenzbänder zur Modifikation zu randomisieren und dann über eine Anzahl an Versuchen eine möglichst gute Angleichung an den Zielkontrast zu finden. Allerdings wurden diese Versionen verworfen. Es hat sich abschließend gezeigt, dass die Ergebnisse nicht optimal sind, wenn während eines Durchlaufs versucht wird, mehrere Nebenbänder gleichzeitig zu modifizieren. Die gleichzeitige Modifikation kann zwar zu einer geringeren Ausführungszeit führen, allerdings auch zu ungenauerer Ergebnissen.

Deshalb wurde sich für diese Version dazu entschieden, während eines Durchlaufs der Frequenzbänder nur eine Modifikation durchzuführen. Diese Modifikation ist die mit dem besten Ergebnis. Nachfolgend wird darauf eingegangen, was für Version 3 unter dem besten Ergebnis verstanden wird.

Eine der ursprünglichen Anforderungen war, dass die Angleichung an den Zielkontrast maximal während die Modifikationssumme möglichst minimal sein soll. In Version 1 wurde die Modifikationssumme überhaupt nicht berücksichtigt. Das hatte zur Folge, dass teilweise Ergebnisse entstanden sind, bei denen sich die Modifikationsstärke aller Nebenbänder immer an den erlaubten Grenzen befand. Bei Version 2 wurde versucht, dieses Problem zu minimieren, indem in einem extra Schritt kontrolliert wird, ob die Modifikationsstärken wieder in Richtung 0 korrigiert werden können. Auch das hat sich nicht als erfolgversprechend herausgestellt, um das Problem zu lösen. Diese Version etabliert einen neuen Ansatz: Die Herausforderung, den Zielkontrast zu maximieren, während gleichzeitig die Modifikationssumme minimiert werden soll, entspricht einem Kosten-Nutzen-Problem und wird in dieser Version entsprechend behandelt.

2.6.1. Kosten-Nutzen-Optimierung

Wie oben angesprochen wird mit dieser Version eine Kosten-Nutzen-Optimierung eingeführt. Dabei ist der Nutzen eine möglichst große Annäherung an den Zielkontrast. Kosten wiederum sind die Summen der Modifikationen der Nebenbänder. Um Kosten und Nutzen zu vergleichen,

sollte beides mit der gleichen Messgröße quantifizierbar sein. Um dies zu erreichen, werden die Faktoren auf dem Intervall $[0, 1]$ normiert, da Minimum und Maximum beider Faktoren bekannt sind.

Der schlechteste Kontrast ist der Manipulationskontrast und der beste der Zielkontrast. Da das die äußereren Grenzen sind, kann hier normiert werden.

Die Normierung für den Nutzen (Kontrastangleichung) sieht dabei folgendermaßen aus:

$$N = 1 - \frac{|K_{\text{Ziel}} - K_{\text{Modifikation}}|}{|K_{\text{Ziel}} - K_{\text{Manipulation}}|}. \quad (2.3)$$

Dabei ist K_{Ziel} der Zielkontrast, $K_{\text{Modifikation}}$ ist der Kontrast nach Modifikation und $K_{\text{Manipulation}}$ ist der Manipulationskontrast.

Die beste Modifikationssumme ist 0 und die schlechteste ist definiert durch den zulässigen Modifikationsbereich. Bei einem zulässigen Modifikationsbereich von $[-7\text{dB}, +7\text{dB}]$ ist die maximal mögliche Modifikationssumme bei 49 (für jedes der 7 Nebenbänder die maximale Modifikation von $-/+ 7\text{ dB}$).

Die Normierung für die Kosten (Modifikationssumme) lässt sich folgendermaßen erreichen:

$$K = \frac{\sum |Mods|}{\max(|Mod_{\text{max-}}|, |Mod_{\text{max+}}|) * 7}. \quad (2.4)$$

$\sum Mods$ ist dabei die Summe der Beträge aller Modifikationen. Dabei ist die Manipulation des Hauptbands nicht inbegriffen. $Mod_{\text{max-}}$ und $Mod_{\text{max+}}$ sind die maximal erlaubten Modifikationen im negativen und positiven Bereich (wird über Eingangsparameter festgelegt, siehe Kapitel 2.3). 7 ist die Anzahl der Nebenbänder.

Der Kosten-Nutzen-Wert wird folgendermaßen definiert:

$$KN = N - K * g. \quad (2.5)$$

Mit g kann man den Einfluss der Modifikationssumme gewichten. Für $g = 1$ bedeutet das, dass den Kosten der gleiche Einfluss wie dem Nutzen auf den Kosten-Nutzen-Wert gewährt wird. Dann gilt $0 \leq KN \leq 1$.

$KN = 0$ bildet den initialen Zustand nach der Manipulation des Hauptbandes ab. $KN = 1$ würde wiederum bedeuten, dass der Zielkontrast erreicht wurde, ohne ein Nebenband modifizieren zu müssen. Dieser Fall ist wie weiter oben besprochen, unrealistisch und bildet deswegen den oberen Randfall.

Eine möglichst starke Annäherung an den Zielkontrast lässt sich mit $g = 0$ erreichen. In diesem Fall wird die Modifikationssumme ignoriert und nur die Kontrastangleichung optimiert. Vergleichbar ist das mit Version 1, bei der die Modifikationssumme, also die Kosten, auch keinen Einfluss auf den Ablauf des Algorithmus haben.

2.6.2. Ablauf

Als neuer Eingabeparameter kommt für diese Version also die Gewichtung der Kosten hinzu. Mit dessen Hilfe wird der KN berechnet. Diese Gewichtung muss im positiven Bereich inklusive 0 liegen.

Zunächst wird das erste Nebenband mit jeweils -1 dB und +1 dB modifiziert und für beide Änderungen der KN Wert errechnet. Für die Modifikation mit dem größeren KN Wert wird Folgendes geprüft:

- Ist der KN Wert größer, als der größte bisher gefundene KN Wert?
- Liegt die Modifikation zwischen den maximal erlaubten Modifikationen? (siehe Kapitel Eingabeparameter 2.3)

Ist beides gegeben, dann wird der errechnete KN Wert als neuer größter KN Wert angenommen und die dazugehörige Modifikation zwischengespeichert. Sollte einer der beiden Punkte nicht zutreffen, dann wird dasselbe mit der anderen Modifikation versucht.

Diese Prozedur wird nacheinander für jedes der Nebenbänder durchgeführt. Wenn es mindestens eine mögliche Modifikation gibt, so wurde diese, die den KN Wert am meisten

erhöht, zwischengespeichert und wird jetzt erst angewandt. Mit einem Durchlauf durch die Nebenbänder wird also immer nur die beste Modifikation angewandt. Wenn so eine Modifikation angewandt wurde, wird die Schleife erneut durchlaufen.

Dieses Verfahren wird so lange durchgeführt, bis bei einem Durchlauf durch die Nebenbänder keine Verbesserung des *KN* Werts erreicht werden kann. Der Algorithmus wird damit beendet.

3. Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse von Version 3 präsentiert und mit denen von Version 1 und 2 verglichen. Zunächst werden die Ergebnisse betrachtet, die entstehen, wenn die Gewichtung der Kosten gleich null ist. Die Kosten werden also nicht berücksichtigt, wie es auch in Version 1 der Fall ist. Danach werden die Ergebnisse besprochen, die entstehen, wenn die Gewichtung der Kosten größer als null ist.

3.1. Kostengewicht gleich null

Die Erwartung ist also, dass die Kontrastangleichung mindestens genauso gut funktioniert, bei höchstens derselben Modifikationssumme. Abbildung 3.1 zeigt exemplarisch Ergebnisse für Version 3 mit einem Kostengewicht gleich null.

Der Kontrast des Originalbildes liegt bei 0,50832 (Zielkontrast). Die Kontrastangleichung für das Frequenzband 4 cpp als Hauptband erreicht einen Kontrast von 0,50858 (Abb. 3.1c) und für das Frequenzband 32 cpp als Hauptband einen Kontrast von 0,48629 (Abb. 3.1d). Die Summe der benötigten Modifikationen beträgt dabei 8 für 4 cpp als Hauptband (Abb. 3.1e) bzw. 24 für 32 cpp als Hauptband (Abb. 3.1f).

Im Vergleich zu Version 1 und 2 konnte hier im Bereich der Summe der benötigten Modifikationen eine gravierende Verbesserung erreicht werden. Die Frequenzverbesserung funktioniert weiterhin ähnlich gut. Die minimale Verschlechterung liegt an der angesprochenen Abhängigkeit der Modifikationen. Jede durchgeführte Modifikation beeinflusst den Verlauf der später durchgeführten Modifikationen. Der Vergleich bei der Anwendung der 3 Versionen führt zu folgenden Ergebnissen:

Die Kontrastangleichungen liegen allgemein weiterhin sehr nahe, an denen von Version 1 und 2 (Abb. 3.2). Die Modifikationssummen haben sich erheblich reduziert (Abb. 3.3). Während Version 2 im Vergleich zu Version 1 nur geringfügige Verbesserungen gezeigt hat, ist in Version 3 eine signifikante Verbesserung erkennbar.



(a) Ergebnis für 4 cpp Band



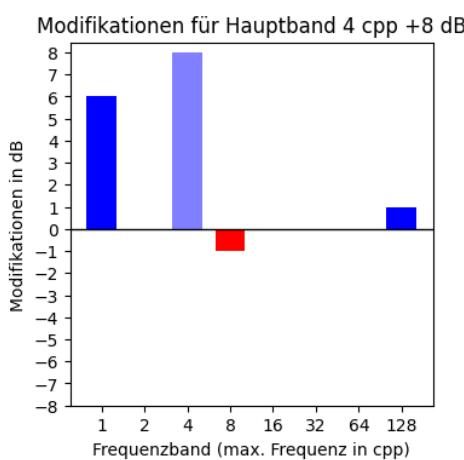
(b) Ergebnis für 32 cpp Band



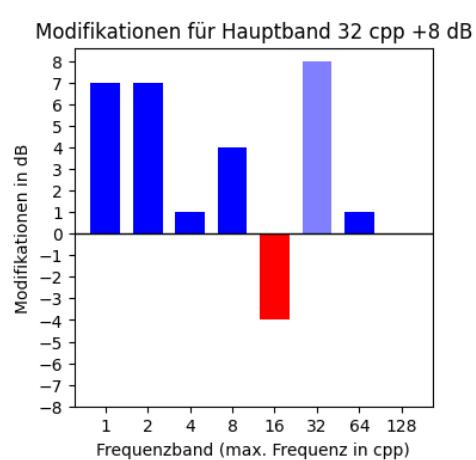
(c) Ergebnis für 4 cpp Band



(d) Ergebnis für 32 cpp Band



(e) Modifikationsverteilung 4 cpp Band



(f) Modifikationsverteilung 32 cpp Band

Abbildung 3.1.: Version 3 - Beispielergebnisse für Bild 0001 - (a) und (b) Bild nachdem Band 4 cpp bzw. 32 cpp mit +8 dB manipuliert worden sind. (c) und (d) Ergebnisse nach Durchführung von Version 3. (e) und (f) Modifikationsverteilung.

3. Ergebnisse

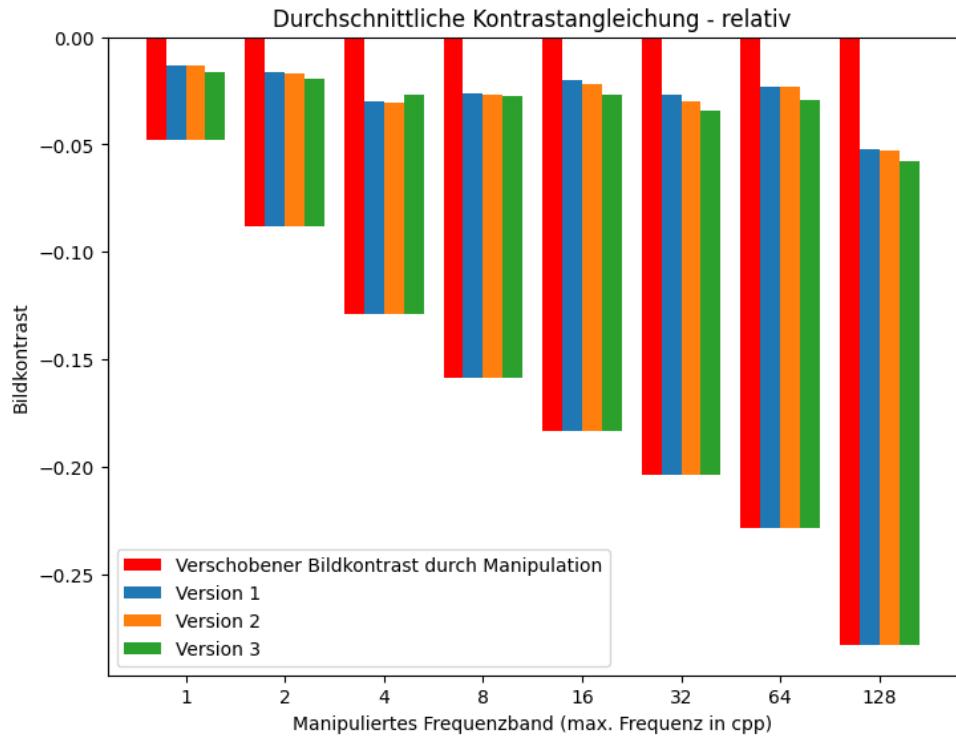


Abbildung 3.2.: Durchschnittliche relative Kontrastangleichung

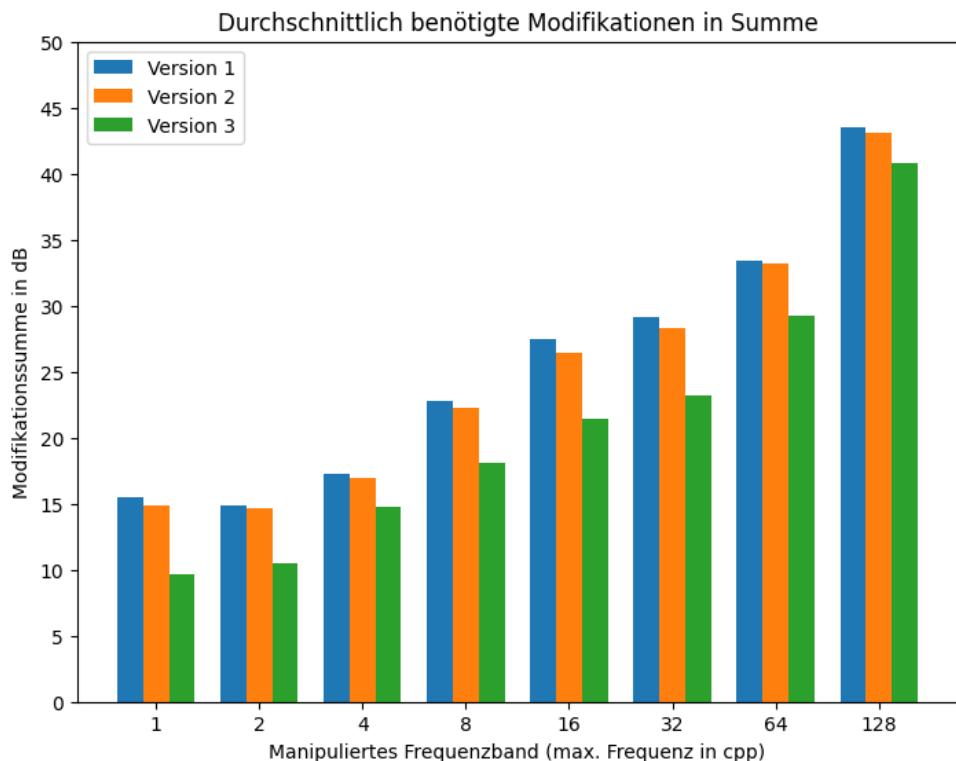


Abbildung 3.3.: Durchschnittlich benötigte Modifikationen in Summe

Im Vergleich zu Version 2 konnten die Modifikationssummen durchschnittlich nochmal um -5,12 | -4,13 | -2,12 | -4,16 | -4,96 | -5,13 | -3,96 | -2,32 verringert werden.

3.2. Kostengewicht größer null

Während der Evaluation der Ergebnisse für Version 2 ist die Frage entstanden, ab wann sich eine Modifikation überhaupt lohnt. Dafür wurde in Version 3 eine Kosten-Nutzen-Bewertung eingeführt. Nachfolgend sollen Ergebnisse betrachtet werden, bei denen die Kostengewichtung größer als null ist.

3.2.1. Kostengewicht gleich 1

Wenn die Kostengewichtung gleich eins ist, wird eine Modifikation nur angewandt, wenn sich die Kontrastangleichung im gleichen Maß verbessert. Für jede Modifikation muss sich also nicht die Kontrastangleichung verbessern, sondern der *KN* Wert (Gleichung 2.5).

Die Abbildung 3.5 zeigt hierfür die Kosten und Nutzen und den daraus resultierenden *KN* Wert. Die Kontrastangleichung fällt geringer aus als bei einem Kostengewicht von null. Das liegt daran, dass die Kosten hier voll ins Gewicht fallen. Dafür ist sichergestellt, dass jede Modifikation mindestens denselben Nutzen an Kontrastangleichung bringt.

3.2.2. Kostengewicht gleich 0,5

Für ein Kostengewicht von 0,5 sieht das ganz anders aus. Der Nutzen ist höher als bei einem Kostengewicht von eins. Allerdings steigen auch die Kosten.

3.2.3. Vergleich der Kostengewichte

Die Vergleichsanalyse unterschiedlicher Kostengewichte gestaltet sich als komplexe Aufgabe in Abhängigkeit von den spezifischen Anforderungen der Stimuli. Wenn es erforderlich ist, den Kontrast der Stimuli so nah wie möglich an den Zielkontrast anzupassen, empfiehlt sich

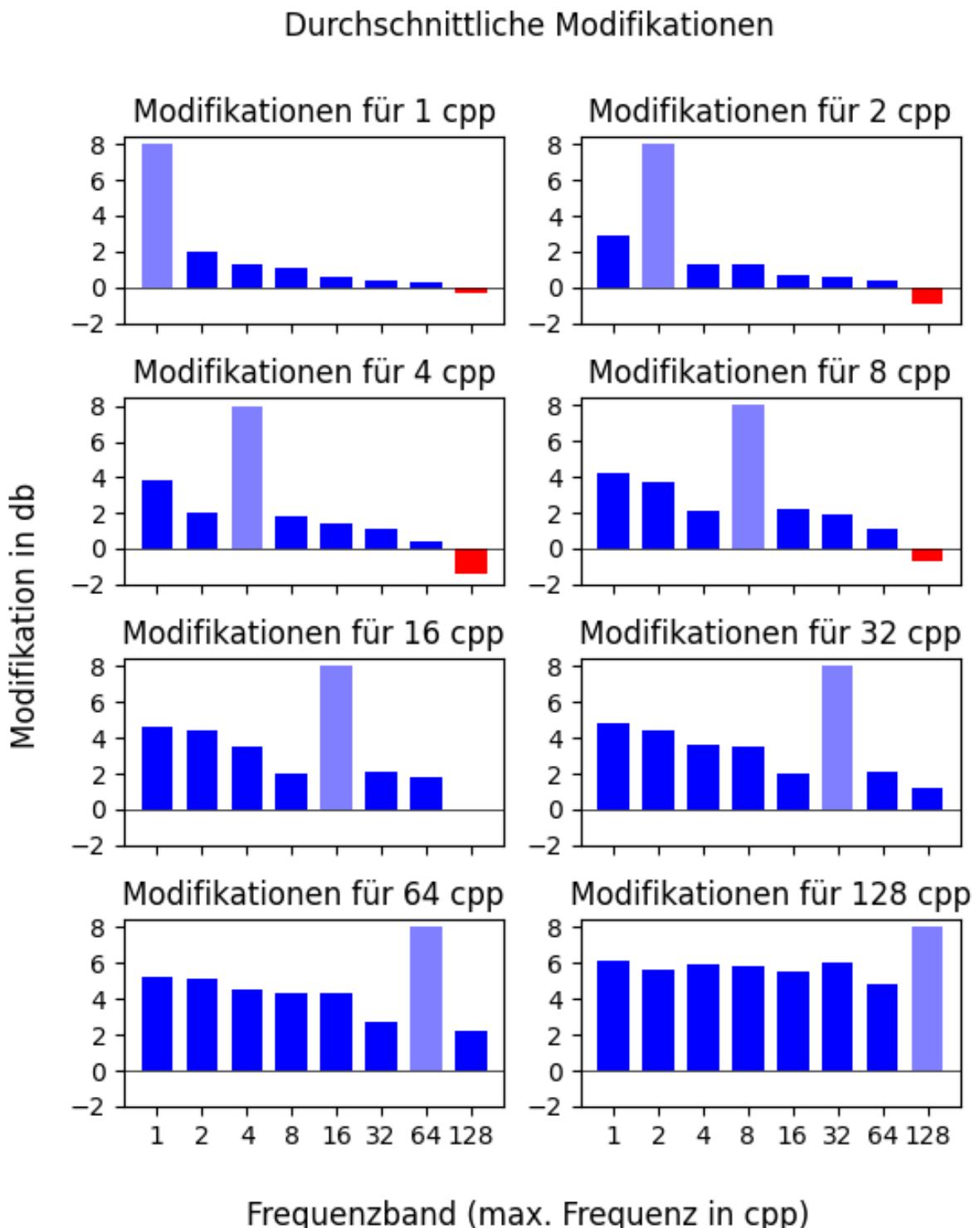


Abbildung 3.4.: Version 3 - Durchschnittliche Verteilung der Modifikationen

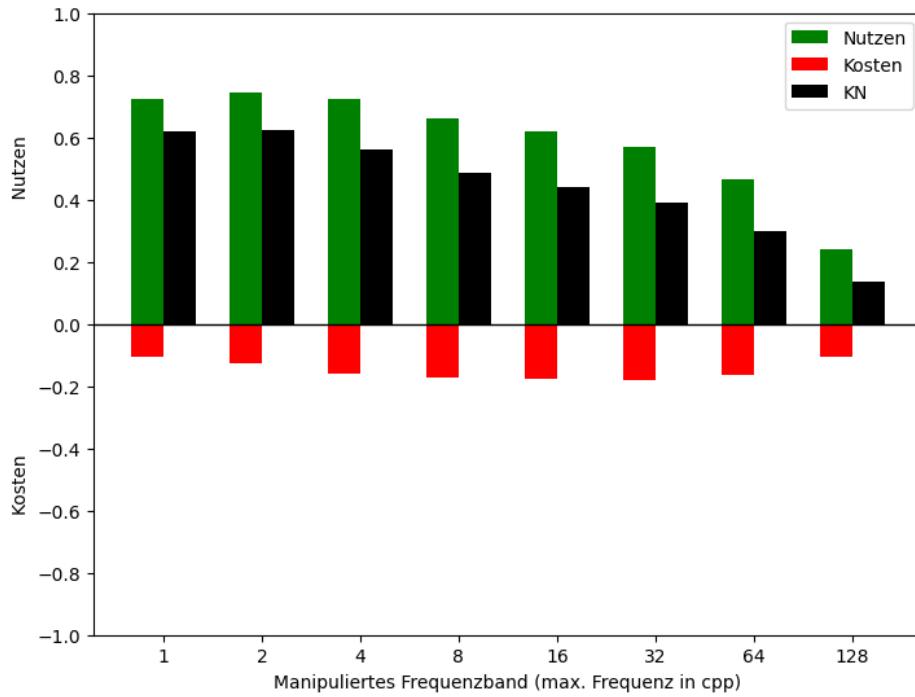


Abbildung 3.5.: KN bei Kostengewicht gleich 1 - Kosten sind dabei negativ abgetragen, um zu zeigen, dass diese negativ in den KN Wert eingehen.

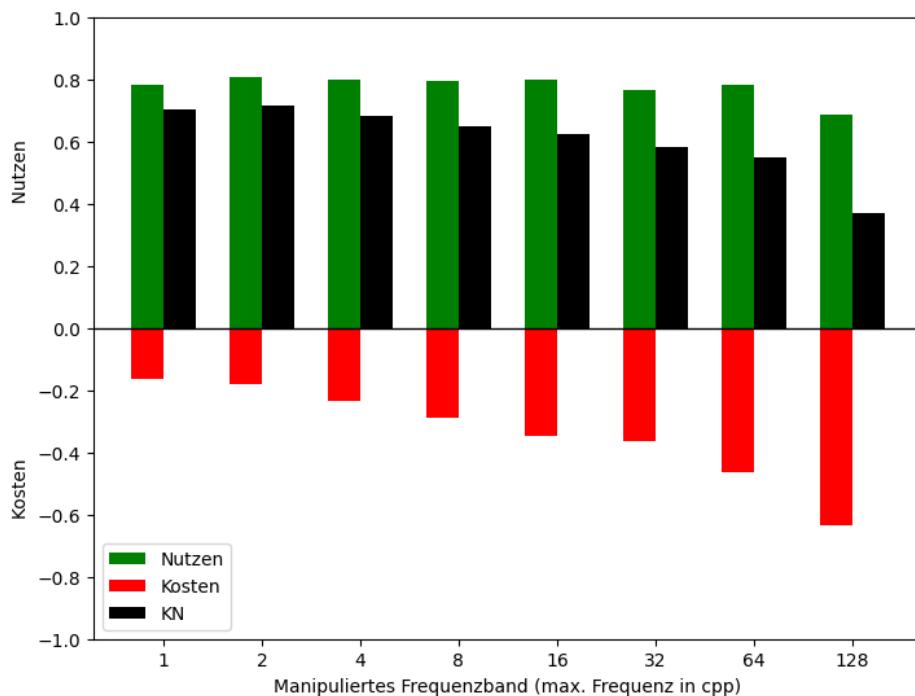


Abbildung 3.6.: KN bei Kostengewicht gleich 0,5 - Kosten sind dabei negativ abgetragen, um zu zeigen, dass diese negativ in den KN Wert eingehen.

3. Ergebnisse

ein Kostengewicht von null. Wenn hingegen die Minimierung von Modifikationen und die Isolierung des manipulierten Hauptfrequenzbands in der Veränderung von großer Bedeutung ist, bietet sich ein Kostengewicht von 1 an. Es ist ebenfalls möglich, Kostengewichte zwischen null und eins zu verwenden, um die Stimuli an die gewünschten Anforderungen optimal anzupassen.

Abbildung 3.7 veranschaulicht einen möglichen Vergleich zwischen den verschiedenen Kostengewichten. Hierbei ist Nutzen pro Kosten für die Kostengewichte 0, 0,5 und 1 dargestellt. Bei einem Kostengewicht von 1 ergibt sich das beste Verhältnis für alle manipulierten Frequenzbänder. Für die Manipulation des ersten Bands wird nahezu sieben Nutzen pro Kosten generiert.

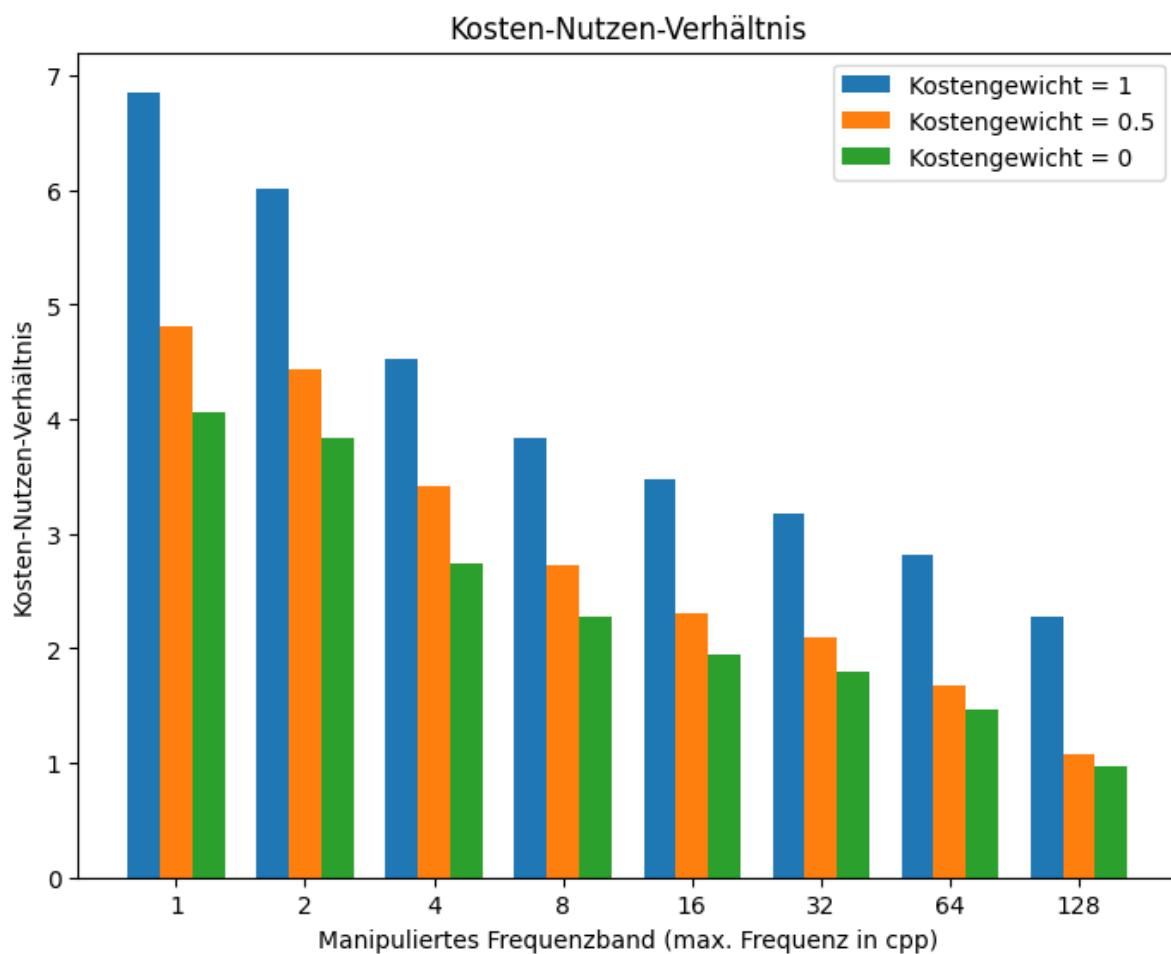


Abbildung 3.7.: Kosten-Nutzen-Verhältnis

4. Diskussion und Fazit

In dieser Arbeit wurde ein Algorithmus zur Kontrastangleichung von Bildern entwickelt und in drei aufeinander aufbauenden Versionen präsentiert. Ziel dieses Algorithmus war es, den Kontrast von Bildern so anzupassen, dass er einem Zielkontrast möglichst nahekommt, während gleichzeitig die Anzahl der Modifikationen am Bild minimiert wird. Dieses Problem wurde als Optimierungsaufgabe behandelt, bei der sowohl die Kontrastangleichung als auch die Modifikationssumme berücksichtigt wurden.

Das Repository zum entwickelten Skript in Python ist unter folgender URL zu finden:

<https://git.tu-berlin.de/thrym/frequency-manipulation>

Hinweise zur Nutzung sind in Appendix A beschrieben.

Die erste Version des Algorithmus konzentrierte sich hauptsächlich auf die Kontrastangleichung und ignorierte die Modifikationssumme. Obwohl sie gute Ergebnisse bei der Kontrastverbesserung erzielte, führte dies zu einer hohen Anzahl von Modifikationen, was in einigen Fällen unerwünscht sein kann.

In der zweiten Version wurde versucht, die Modifikationssumme zu minimieren, indem die Modifikationen in einem separaten Schritt in Richtung null korrigiert wurden. Dies führte zu einer minimalen Reduzierung der Modifikationssumme, jedoch blieb die Kontrastangleichung weitgehend unverändert.

Schließlich wurde in der dritten Version des Algorithmus eine Kosten-Nutzen-Optimierung eingeführt, die es ermöglichte, die Kontrastangleichung und die Modifikationssumme in einem ausgewogenen Verhältnis zu berücksichtigen. Dies ermöglichte eine bessere Steuerung des Algorithmus, um den gewünschten Kompromiss zwischen Kontrastangleichung und Modifikationssumme zu erreichen.

4. Diskussion und Fazit

Die Ergebnisse zeigen, dass Version 3 des Algorithmus eine erhebliche Verbesserung in Bezug auf die Modifikationssumme im Vergleich zu Version 1 und Version 2 erreichte, während die Kontrastangleichung weitgehend auf einem ähnlichen Niveau blieb. Dies bedeutet, dass der Algorithmus in der Lage ist, die gewünschte Kontrastverbesserung zu erzielen, ohne das Bild übermäßig zu modifizieren.

Die Einführung der Kosten-Nutzen-Optimierung in Version 3 ermöglichte es, die Anpassung des Algorithmus an verschiedene Anforderungen und Prioritäten anzupassen. Je nachdem, ob die Betonung auf der Kontrastangleichung oder der Modifikationssumme lag, konnte das Kostengewicht angepasst werden, um die besten Ergebnisse zu erzielen.

Insgesamt bietet der vorgestellte Algorithmus eine effektive Methode zur Kontrastangleichung von Bildern mit der Flexibilität, die Anpassungen je nach den individuellen Bedürfnissen vorzunehmen. Die Arbeit zeigt, wie die Integration von Optimierungstechniken im Bildverarbeitungsbereich zu Möglichkeiten der Stimulierstellung führen kann und eröffnet Möglichkeiten für zukünftige Forschung und Anwendungen in diesem Bereich.

4.1. Ausblick

In Zukunft gibt es mehrere spannende Entwicklungsrichtungen, die die Effektivität und Anpassungsfähigkeit der vorgestellten Algorithmen zur Stimuluserzeugung weiter verbessern können. Ein Schwerpunkt liegt auf der Feinabstimmung der Kostengewichtung im Kosten-Nutzen-Ansatz.

Die Wahl des Kostengewichts hängt stark von den Anforderungen und Zielen des Anwendungsfalls ab. Eine umfassende Evaluation unter verschiedenen Szenarien kann helfen, die optimalen Gewichtungen zu identifizieren. Dabei könnten Parameter wie die gewünschte Kontrastanpassung und die Toleranz für Modifikationen in den anderen Frequenzbereichen berücksichtigt werden.

Die erstellbaren Stimuli eröffnen ein breites Spektrum an Möglichkeiten für neue Experimente, die dazu dienen können, Fragen im Zusammenhang mit der menschlichen Kontrastwahrnehmung in Bezug auf verschiedene Frequenzbereiche zu untersuchen und zu beantworten.

Literatur

- Aguilar, G. (2020, Januar). *Cosine filters as described in Haun & Peli 2013, JoV, c.f. Peli 1990* (Version August 2021). https://git.tu-berlin.de/thrym/frequency-manipulation/-/blob/main/src/references/cosine_filters.py
- Aguilar, G. (2022, April). *Example use of image decompositon using cosine filters from Peli (1990) and as defined in Haun & Peli (2013)* (Version April 2022). https://git.tu-berlin.de/thrym/frequency-manipulation/-/blob/main/src/references/demo_peli_filters.ipynb
- Bex, P., & Makous, W. (2002): Spatial frequency, phase, and the contrast of natural images. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 19, 1096–106. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.19.001096>
- Campbell, F., & Robson, J. (1968): Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology (London)*, 197Channels in humans, 551–556.
- Friedrich, C. D. (um 1807): *Meeresstrand im Nebel*. https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/5e/Caspar_David_Friedrich_-_Meeresstrand_im_Nebel_%28ca.1807%29.jpg
- Georgeson, M. A., & Sullivan, G. D. (1975): Contrast constancy: Deblurring in human vision by spatial frequency channels. *The Journal of Physiology*, 252(3), 627–656. <https://doi.org/https://doi.org/10.1113/jphysiol.1975.sp011162>
- Haun, A. M., & Peli, E. (2013): Perceived contrast in complex images. *Journal of Vision*, 13(13), 3–3. <https://doi.org/10.1167/13.13.3>
- Johns, R. (2017, Februar). <https://unsplash.com/photos/hDWrqoCDAdk>
- Peli, E. (1990): Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science*, 7(10). <https://doi.org/10.1364/JOSAA.7.002032>
- Yelmanov, S., & Romanyshyn, Y. (2019, Januar): A New Approach to Measuring Perceived Contrast for Complex Images: Selected Papers from the International Conference on Computer Science and Information Technologies, CSIT 2018, September 11-14, Lviv, Ukraine. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01069-0_7

A. Skript

A.1. Repository

Das Repository zum entwickelten Skript in Python ist hier zu finden:

<https://git.tu-berlin.de/thrym/frequency-manipulation>

A.2. Hinweise zur Benutzung

A.2.1. Installation

Folgendes Kommando ausführen:

```
pip install -r requirements.txt
```

A.2.2. Benutzung

Folgendes Kommando mit Parametern ausführen:

```
py .\src\run_frequency_manipulation.py
```

Erforderliche Parameter

Parameter	Typ	Beschreibung
--contrast	string	Die Funktion zur Berechnung des Kontrasts. Die derzeit implementierten Kontraste sind "rms" für den RMS-Kontrast und "rmsnorm" für den RMS-Kontrast, normiert auf die mittlere Intensität.
--version	int	Die zu verwendende Version. Die derzeit implementierten Versionen, wie in dieser Bachelorarbeit beschrieben, sind 1, 2 und 3.
--manipulation	int	Die Manipulation, die auf die Frequenzbänder anzuwenden ist.

Optionale Parameter

Parameter	Typ	Default	Beschreibung
--max_positive_modification	int	$\text{abs}(\text{--manipulation}) - 1$	Die maximal mögliche positive Modifikation, die angewendet werden darf.
--max_negative_modification	int	$-1 * (\text{abs}(\text{--manipulation}) - 1)$	Die maximal mögliche negative Modifikation, die angewendet werden darf.
--cost_weight	float	0.0	Der Wert mit dem die Kosten gewichtet werden sollen.
--save_images	bool	False	Legt fest, ob die Bilder im Ergebnisordner gespeichert werden sollen. Bei False wird nur die csv-Datei der Ergebnisse im Ergebnisordner gespeichert.

Beispiel

```
py .\src\run_frequency_manipulation.py --contrast "rmsnorm" --version 3 --manipulation 8
```

A.2.3. Ergebnis

Die Ergebnisse werden in einem eigenen Ordner im Ergebnisordner gespeichert. Ein Teil davon ist eine csv-Datei:

Spalte	Beschreibung
	Die ID der Zeile.
Filename	Der Dateiname des Bildes.
Original Contrast	Der Kontrast des Originalbildes.
Frequency Band	Das manipulierte Frequenzband in cycles per picture.
Manipulation	Die auf das Frequency Band angewandte Manipulation.
Manipulation Contrast	Der Kontrast nach der Manipulation des Frequency Band.
Result Modifications	Die resultierenden Frequenzbandänderungen.
Result Modification Sum	Die Summe der Modifikationen (ohne die Manipulation).
Result Contrast	Der resultierende Kontrast.
Result BCV	Der resultierende Nutzen-Kosten-Wert.
Steps	Die Schritte des Skripts zur Erzeugung des Ergebnisses.

Optional werden die erzeugten Bilder in speziellen Ordnern gespeichert. Das Dateinamenschema für diese Bilder ist das folgende:

Dateiname_manipuliertesFrequenzband_Status