

Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsmethoden für die medizinische Bildverarbeitung

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

vorgelegt der Fakultät für Informatik und Automatisierung
der Technischen Universität Ilmenau

vorgelegt von:

Diplom-Informatiker (FH) Ralph Maschotta
geboren am 29.09.1973
in Ilmenau

Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. habil. Peter Husar
Prof. Dr.-Ing. Dr.rer.med. Ulrich Hoppe
Prof. Dr.rer.nat Martin Golz

vorgelegt am: 07.01.2008

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: 30.10.2008

urn:nbn:de:gbv:ilm1-2009000010

Kurzfassung

Kreuzkorrelationsverfahren werden in der Bildverarbeitung aufgrund ihrer Robustheit gegenüber verschiedenen Bild- und Objektstörungen vorwiegend zum Finden von Objekten in Bildern eingesetzt. Generell besitzen diese Algorithmen jedoch einen hohen Rechenaufwand. Daher wird nach Verfahren gesucht, mit denen der Rechenaufwand gesenkt werden kann, ohne die Qualität der Ergebnisse zu reduzieren.

Im Rahmen dieser Arbeit werden merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) vorgestellt, ihre Vor- und Nachteile zunächst anhand synthetischer Bilder aufgezeigt und anschließend mit den pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren verglichen. Die MIKV werden aus der generalisierten Radontransformation unter Zuhilfenahme der „Image-Point-Mapping“-Technik abgeleitet. Durch die Verwendung von Bildlisten und einer vorherigen Merkmalsextraktion wird, durch Weglassen von Listeneinträgen mit einem Wert von Null, die Anzahl der Berechnungsschritte erheblich gesenkt. Werden anstelle des multiplikativen Abstandsmaßes bei der Berechnung der MIKV alternative Abstandsmaße verwendet, weichen die Ergebnisse zu den pixelbasierten Verfahren ab. Inwieweit sich dies positiv oder negativ auf die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren auswirkt, wird in dieser Arbeit dargelegt.

Die MIKV reagieren empfindlich gegenüber allen Veränderungen der Objekte und sind abhängig vom verwendeten Merkmalsextraktionsverfahren. Durch eine vorherige Merkmalsextraktion sind die Werte der Kreuzkorrelationskoeffizienten und das „Peak-Signal-to-Noise-Ratio“ im Vergleich zu den pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sehr hoch. Hierdurch sind diese Verfahren in der Lage, kleine Abweichungen zwischen den Objekten zu erkennen. Darüber hinaus ermöglichen sie eine robuste Detektion von Objekten, selbst unter schwierigen Bildbedingungen. Die MIKV sind auch bei nicht künstlichen Bildern bis zu zwölf mal schneller als pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren.

Als beste Kombination aus Merkmalsextraktionsverfahren und MIKV hat sich die in dieser Arbeit vorgestellte, regelbasierte Kantenerkennung in Kombination mit einer differenzbasierten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation erwiesen. Die regelbasierte Kantenerkennung wurde entwickelt, um die Anforderungen, die an die Merkmalsextraktionsverfahren durch die MIKV gestellt werden, zu erfüllen. Sie ermöglicht sowohl die genaue Detektion der Position selbst ein Pixel breiter Kantenanstiege als auch die Detektion von sehr langen Kantenanstiegen.

Die Einsetzbarkeit der vorgestellten Verfahren wird anhand verschiedener Aufgabenstellungen aus der medizinischen Bildverarbeitung gezeigt. Die Vorteile der regelbasierten Kantenerkennung werden bei der Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsaufnahmen ausgenutzt. Die MIKV werden zur Bewegungsdetektion von Fundusbildern des Augenhintergrunds eingesetzt. Weiterhin wird ein Verfahren zur Unterstützung der Dosimetrie der Radiorezeptorthherapie vorgestellt, das die MIKV verwendet.

Die für diese Untersuchungen notwendigen Algorithmen werden mit Hilfe einer hierfür entwickelten objektorientierten Softwarearchitektur implementiert, die zur schnellen Implementierung von wiederverwendbaren, erweiterbaren und austauschbaren Komponenten dient. Sie ist eine Kombination aus dem „Pipes and Filters“- , dem „Reflection“- und dem „Microkernel“-Muster.

Abstract

In image processing, cross correlation algorithms are preferably used to find objects in images. This is mainly due to their robustness towards different image and object interferences. In general, these algorithms require a high computing effort. Therefore, procedures are required to reduce the computing effort without deteriorating the quality of the results.

This thesis introduces cross correlation algorithms based on feature lists (FLCCA). It illustrates their advantages and disadvantages first based on synthetic pictures and compares them with pixel based cross correlation algorithms. FLCCA are derived from the generalized radon transformation with the aid of the image point mapping technology. By using image lists and a pre-flight feature extraction, by dropping list entries with zero value, the number of computing steps is reduced significantly. If alternative distance measurements are used instead of multiplicative measurements, the results differ from the ones of the pixel based algorithms. To which extent this influences the results in a positive or negative way, is described in this thesis.

The FLCCA are very sensitive towards all changes of objects and depend on the feature extraction algorithm used. By a pre-flight feature extraction, the values of the cross correlation coefficients and the Peak signal to Noise ratio are very high compared to the pixel based cross correlation algorithms. This way, these algorithms are able to recognize small differences between the objects. In addition, they allow a robust detection of objects, even under complicated imaging conditions. The FLCCA are even with non-artificial images up to 12 times faster than pixel based cross correlation algorithms.

The rule based edge detection in combination with a difference based feature list based cross correlation has turned out to be the best combination of feature extraction algorithm and FLCCA as described in this thesis. The rule based edge detection was developed to meet the requirements for feature extraction algorithms brought upon by the FLCCA. It allows an exact detection of the position of rising edges even as small as one pixel as well as the detection of very long rising edges. The usability of the procedures described here is illustrated with the aid of different tasks from medical image processing. The advantages of the rule based edge detection are exploited in segmentation of the glottis in high speed recording. The FLCCA are used for movement detection of fundus images of the ocular fundus. Further on, a procedure for supporting the dosimetry of the radio receptor therapy is introduced which utilizes FLCCA.

The algorithms necessary for these examinations are implemented with the aid of an object oriented software architecture developed for this purpose. This has been developed for quickly implementing reusable, extendable and exchangeable components. It is a combinations of the patterns “Pipes and Filters“, “Reflection“ and “Microkernel“.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Grundlegende Verfahren	2
1.3	Analysen und Anwendungen	2
1.4	Implementierung	4
1.5	Abgrenzung der Arbeit	4
1.6	Aufbau der Arbeit	5
2	Stand der Technik	6
2.1	Einordnung der Arbeit in den Stand der Technik	7
2.2	Bekannte pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren	9
2.3	Eigener Beitrag	11
3	Grundlagen	13
3.1	Formen der Bildrepräsentation	13
3.1.1	Klassische Bilddefinition	13
3.1.2	Bild als Bildliste	14
3.2	Begriffsdefinition von Kanten und Merkmalslisten	15
3.3	Pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (PxKV)	17
3.4	Radontransformation und Houghtransformation	20
3.4.1	Die Radontransformation	21
3.4.2	Die Houghtransformation	22
3.4.3	Beziehungen zwischen Hough- und Radontransformation	24
3.4.4	Beziehungen zu anderen Transformationen und zur Kreuzkorrelation	24
3.5	Verfahren zum Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren	25
3.5.1	Positionsüberprüfung	25
3.5.2	Koeffizienten der Kreuzkorrelation als Vergleichsmaß	27
3.5.3	Peak-Signal-to-Noise-Ratio (PSNR) als Vergleichsmaß	28
4	Methodik der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren	29
4.1	Methodik der listenbasierten Verfahren	29
4.1.1	Grundlage der listenbasierten Operationen	29
4.1.2	Listenbasierte Operationen	30

4.1.3	Listenbasierte Faltung	32
4.2	Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren	35
4.2.1	Listenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren	35
4.2.2	Geschwindigkeitsoptimierung der Algorithmen	37
4.2.3	Erstellung von Merkmalslisten zur merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation	38
4.2.4	Randproblem der listenbasierten Faltungs- bzw. Kreuzkorrelationsverfahren	39
4.3	Merkmalsextraktionsverfahren für merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren	40
4.3.1	Nachteile klassischer Kantenextraktionsverfahren	41
4.3.2	Alternatives Kantenmodell	44
4.3.3	Regelbasiertes Kantenerkennungsverfahren	45
4.3.4	Bewertung der Ergebnisse der regelbasierten Kantextraktion	48
5	Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren	51
5.1	Voruntersuchung zur listenbasierten Kreuzkorrelation	52
5.1.1	Materialien und Methoden	52
5.1.2	Ergebnisse	53
5.1.3	Diskussion und Schlussfolgerungen	55
5.2	Allgemeiner Aufbau der folgenden Testbilder	55
5.3	Einfluss von Störungen der Bildbedingungen	55
5.3.1	Testbilder und Störungsvariationen	56
5.3.2	Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen	57
5.3.3	Ergebnisse	57
5.3.4	Diskussion und Schlussfolgerungen	60
5.4	Einfluss von Störungen der Form der Objekte	62
5.4.1	Testbilder und Störungsvariationen	62
5.4.2	Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen	64
5.4.3	Ergebnisse	64
5.4.4	Diskussion und Schlussfolgerungen	73
5.5	Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren	74
5.5.1	Testbilder und Störungsvariationen	74
5.5.2	Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen	76
5.5.3	Ergebnisse	77
5.5.4	Diskussion und Schlussfolgerungen	85
5.6	Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse	86
5.6.1	Ergebnisse der PxKV	86
5.6.2	Ergebnisse der MIKV	88

5.6.3	Ergebnisse in Abhängigkeit von der Merkmalsextraktion	91
5.6.4	Bewertung der MKV	93
6	Medizinische Anwendungen	95
6.1	Kantenlistenbasierte Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos	95
6.1.1	Materialien und Methoden	96
6.1.2	Ergebnisse	99
6.1.3	Zusammenfassung und Diskussion	99
6.2	Vergleich merkmalslistenbasierter Kreuzkorrelationsverfahren zur Bewegungskompensation von Fundusbildern des Augenhintergrunds	101
6.2.1	Gemeinsame Materialien und Methoden	102
6.2.2	Variation der Korrelationsverfahren	104
6.2.3	Variation der Merkmalsextraktionsverfahren	109
6.2.4	Verfahren zur Extraktion von Templates für eine merkmalslistenbasierte Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern	114
6.2.5	Zusammenfassung und Diskussion	117
6.3	Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren für nuklearmedizinische Aufgabenstellungen	118
6.3.1	Voruntersuchung: Suche von Templates in PET-Bildern	118
6.3.2	Verfahren zur Unterstützung der Dosimetrie der Radiorezeptortherapie	122
6.4	Zusammenfassung	135
7	Implementierung	136
7.1	Umfeld der Softwareentwicklung	136
7.2	Grundlegender Aufbau	137
7.2.1	Das „Pipes and Filters“-Muster	138
7.2.2	Das „Reflection“-Muster	138
7.2.3	Das „Microkernel“-Muster	139
7.3	Realisierung der Softwarearchitektur	140
7.3.1	Filter, Pipes und Kontexte	140
7.3.2	Die Metaebene	142
7.3.3	Datenflusssteuerung	143
7.3.4	Steuerungskomponenten für nichtlineare Datenflüsse	146
7.3.5	Datentypen und Parameter	147
7.3.6	Der Microkernel	149
7.4	Anwendung der Atisa-Architektur	152
7.4.1	Anlegen von Filtern	152
7.4.2	Pipeline-Beschreibung	153
7.4.3	Die Oberfläche AtisaNT	154
7.5	Implementierung der Kreuzkorrelationsverfahren	155

7.5.1	Datentypen für die Bildverarbeitung	155
7.5.2	Klassen zur Kreuzkorrelation	157
7.5.3	Beispielpipelines	160
8	Zusammenfassung	162
9	Ausblick	165
	Literaturverzeichnis	167
A	Anhang	i
A.1	Einfache listenbasierte mathematische Operationen	i
A.1.1	Beispiele listenbasierter Grundrechenoperationen	i
A.1.2	Beispiele listenbasierter Grundrechenoperationen mit zwei Listen	i
A.1.3	listenbasierte Bildtransformation	ii
A.2	Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 5.4)	ii
A.3	Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 5.5)	iii
A.4	Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 6.3.1)	iii
A.5	Flächenverhältnisse der Objekte zur Maskengröße der zweiten Testreihe	iii
A.6	Steuerungskontexte	v
	Liste der Symbole	viii
	Glossar	xii
	Thesen	xiii

1 Einleitung

1.1 Motivation

Die Bildverarbeitung gewinnt seit vielen Jahren zunehmend an Bedeutung. Grund für diese Entwicklung sind die Fortschritte im Bereich der bildgebenden Systeme. Vor allem in der Medizintechnik können immer bessere Daten mit höherer örtlicher und zeitlicher Auflösung sowie mit höheren Wertebereichen erfasst werden. Diese Daten können mit immer leistungsfähigerer Rechentechnik ausgewertet werden. Sie ermöglicht erst die Nutzung des gewaltigen Datenaufkommens. Die Anforderungen, die durch diese enormen Datenmengen an die Rechentechnik gestellt werden, erhöhen den Bedarf an schnelleren Rechensystemen, was die Entwicklung schnellerer Systeme fördert. Dies ermöglicht wiederum die Auswertung von noch komplexeren Datenmengen, sodass die Anforderungen an die bildgebenden Systeme steigt.

Echtzeitbildverarbeitung ist heutzutage meist eine Frage der Bildauflösung. Berechnungen, die noch vor einigen Jahren zu zeitaufwendig erschienen, können mit der heutigen Rechentechnik in annehmbarer Zeit durchgeführt werden. Durch diese Entwicklung erhöhen sich aber auch die Anforderungen an die auswertenden Algorithmen. Noch vor einigen Jahren war die Verarbeitung von Binärbildern weit verbreitet. Heute werden meist Grauwertbilder in der Bildverarbeitung eingesetzt. Aber auch Farbbilder werden zunehmend in der Bildverarbeitung verwendet.

Eine grundlegende Aufgabenstellung in der Bildverarbeitung, die auch in dieser Arbeit von zentralem Interesse ist, ist die Segmentierung und Klassifizierung von Objekten in Bildern. Hierfür existiert eine Vielfalt von möglichen Algorithmen zur Lösung dieser Aufgabenstellung [Pri07]. Auf dem Gebiet der Bildverarbeitung werden Kreuzkorrelationsverfahren zur Lösung vielfältiger Probleme eingesetzt. Es sind robuste und genaue Verfahren, die zudem einfach zu implementieren sind. Jedoch ist der Berechnungsaufwand für diese Verfahren sehr hoch. Mit steigender Anzahl der Pixel der Bilder wächst der Rechenaufwand an. Ist bei einer Aufgabenstellung zusätzlich die Erhöhung der Anzahl und Auflösung der Freiheitsgrade der zu suchenden Objekte, wie zum Beispiel durch mögliche Rotation oder Skalierung der Objekte notwendig, steigt der Rechenaufwand derartig an, dass die Kreuzkorrelationsverfahren zum Teil selbst mit aktueller Rechentechnik nicht in ausreichender Geschwindigkeit berechnet werden können.

Daher wird nach alternativen Verfahren gesucht, die einerseits die Geschwindigkeit erhöhen und andererseits die Vorteile der Kreuzkorrelationsverfahren erhalten. In dieser

Arbeit werden listenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (siehe Abs. 4.2) vorgestellt und untersucht, die diese Geschwindigkeitsoptimierung zum Ziel haben. Sie werden implementiert und deren Anwendbarkeit mit Hilfe medizinischer Aufgabenstellungen nachgewiesen.

1.2 Grundlegende Verfahren

Viele Detektionsaufgaben werden auf die Detektion einfacher geometrischer Primitiven, wie Kreis und Linie zurückgeführt. Ein Verfahren, das seit vielen Jahren zur Detektion von Linien und Kreisen in Binärbildern verwendet wird, ist die Houghtransformation [Hou62] (siehe Abs. 3.4).

In weiter generalisierter Form wird sie auch für beliebige Formen und weitere Dimensionen verwendet [DH72, PIK92, IK88, Ols99]. In verschiedenen Veröffentlichungen [Dea81, Dea83, PIK92, LOPR97] werden die Beziehungen zwischen Houghtransformation und Radontransformation aufgezeigt. Es wird beschrieben, dass die Houghtransformation als Spezialfall der generalisierten Radontransformation, für binäre Bilder, angesehen werden kann. Die Radontransformation [Rad17] wird im Gegensatz zur Houghtransformation für beliebige Grauwerte verwendet [Dea81, Dea83, HT96]. Die Beziehungen der Radontransformation zu weiteren Transformationen, wie zur Fouriertransformation oder zur Faltung, sind ebenfalls bereits untersucht [Dea83, BL02, LOPR97]. Auch der Einsatz der Radontransformation zur Lösung verschiedener Detektionsaufgaben wird in der Literatur beschrieben [Dea81, Dea83, HT96, BB82]. Da die Radontransformation bzw. die Houghtransformation einen erheblichen Rechenaufwand haben, wurden Techniken zur schnellen Berechnung der Transformationen entwickelt.

Die als „Image-Point-Mapping“ [Tof96, HT96, Ols99] bezeichnete Technik vereinfacht die Berechnung der Radontransformation durch das Weglassen von Berechnungsschritten, die keinen Einfluss auf das Berechnungsergebnis haben, z. B. durch Weglassen von Nullen (siehe Abs. 2.2).

Sieht man alle Pixel eines Templates als einen Parametervektor im Sinne der Radontransformation an, entspricht das Ergebnis der Radontransformation eines Bildes in diesen Parameterraum der Kreuzkorrelation [BL02]. In Verbindung mit der „Image-Point Mapping-Technik“ ist bei großen Bereichen mit Nullen eine relativ schnelle Berechnung der Kreuzkorrelation möglich.

1.3 Analysen und Anwendungen

Diese Kombination der Verfahren ist Grundlage für die in dieser Arbeit untersuchten listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren. Durch die Anwendung von Merkmalsextraktionsverfahren werden große Teile im Merkmalsbild sehr klein oder Null. Hierdurch wird der Rechenaufwand für die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV)

deutlich reduziert. Die Auswirkungen dieser Merkmalsextraktion auf das Kreuzkorrelationsergebnis werden untersucht (siehe 5.5 und 6.2). Werden Merkmale bzw. Merkmalslisten verwendet, werden diese Verfahren in Abgrenzung zu den listenbasierten Verfahren, merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) genannt. Die Verwendung von Merkmalen bei der Kreuzkorrelation ist bereits in der Veröffentlichung von Burt u. a. [BYX82] beschrieben, wobei die Ergebnisse der Kreuzkorrelation unter Verwendung des Laplace-Operators analysiert wurden. Ähnlich diesen Analysen werden in der vorliegenden Arbeit weitergehende Untersuchungen durchgeführt (siehe Abs. 5), bei denen folgende Parameter variiert werden:

- Verwendung mehrerer verschiedener künstlicher Bilder, die einfache geometrische Primitive, wie zum Beispiel Kreise oder Dreiecke, enthalten,
- Verwendung verschiedener Merkmalsextraktionsverfahren, wie dem Sobeloperator oder der regelbasierten Merkmalsextraktion,
- Verwendung verschiedener Vergleichsmethoden, wie zum Beispiel der Verlauf der Koeffizienten oder die Höhe des PSNR,
- Verwendung mehrerer verschiedener pixel- und merkmalslistenbasierter Kreuzkorrelationsverfahren,
- Verwendung verschiedener Störungen der Bildbedingungen und der Objektform,
- Variation weiterer Parameter, wie zum Beispiel die Untersuchung Variation verschiedener Störungen.

Die Anzahl der Merkmalspunkte ist entscheidend für die Geschwindigkeit der MIKV. Die Genauigkeit und die Robustheit der Merkmalsextraktion ist andererseits entscheidend für die Qualität der Ergebnisse der MIKV. In der vorliegenden Arbeit wird eine regelbasierte Kantenerkennung vorgestellt, die diesen Anforderungen gerecht wird (siehe Abs. 4.3.3). Neben der Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung für die MIKV wird beispielhaft deren Einsatz zur Lösung einer medizinischen Aufgabenstellung vorgestellt (siehe Abs. 6.1).

Das oben beschriebene merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren besitzt verschiedene Nachteile, wie die Empfindlichkeit gegenüber Helligkeitsänderungen (siehe Abschnitte (Abs. 5.3) und (Abs. 5.5)). Weiterhin wird in der Praxis die Multiplikation durch einfachere und somit schnellere Operationen ersetzt. Die Optimierung, die mit Hilfe der „Image-Point Mapping“-Technik erreicht wird, stellt jedoch eine Bedingung (siehe **Gl. 4.27**), die bei Verwendung alternativer Kreuzkorrelationsverfahren nicht immer erfüllt wird. Im Rahmen dieser Arbeit werden die alternativen Kreuzkorrelationsverfahren so modifiziert, dass die Bedingung erfüllt ist (siehe **Gl. 4.29**). Die Auswirkung dieser Modifikation auf die Ergebnisse wird im Abschnitt 5.1 beschrieben. Weiterhin wird gezeigt, welche positiven oder negativen Einflüsse diese Veränderungen auf die Ergebnisse der MIKV haben (siehe Abs. 5).

Aus der Literatur ist bekannt, dass die Verwendung von Merkmalsextraktionsverfahren verschiedene Nachteile, wie z. B. die Erhöhung der Rauschempfindlichkeit, nach sich zieht

[BYX82]. Es stellt sich daher die Frage, ob die in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren praktisch eingesetzt werden können, wenn verrauschte und anderweitig gestörte Bilder verwendet werden. Die Bilddaten der in dieser Arbeit untersuchten medizinischen Aufgabenstellungen enthalten verschiedene Bildstörungen. Es wird gezeigt, dass die MKV für die Lösung dieser Aufgabenstellungen geeignet sind (siehe Abschnitte 6.2 und 6.3).

1.4 Implementierung

Der Umfang der im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Analysen erfordert eine auf Geschwindigkeit optimierte Implementierung der Algorithmen. Daher sind die Algorithmen in C++, unter Verwendung von MMX¹ und SSE² Befehlen implementiert. Für viele Algorithmen stehen Bibliotheken mit optimierten Implementierungen für C++ zur Verfügung [Int01b, Int01a, The07a]. Um diese einfach verwenden zu können und die neu entwickelten Algorithmen für verschiedene Anwendungsfälle zugänglich zu gestalten, ist es notwendig, auf Wiederverwendbarkeit, Austauschbarkeit und Erweiterbarkeit der Software zu achten. Daher wurde eine Softwarearchitektur entworfen, die diesen Anforderungen gerecht wird (siehe Abs. 7). Die im Rahmen dieser Arbeit benötigten Algorithmen sind mit Hilfe dieser Softwarearchitektur implementiert (siehe Abs. 7.5).

1.5 Abgrenzung der Arbeit

Es existiert eine hohe Vielfalt von Algorithmen zur Detektion von Objekten in Bildern (siehe Abs. 2). In der vorliegenden Arbeit wird sich auf die Kreuzkorrelationsalgorithmen beschränkt, da diese Verfahren robust und sehr verbreitet sind.

Der Umfang der durchgeführten Untersuchungen und der dargelegten Anwendungsfälle erfordert eine Konzentration auf wenige Berechnungsparameter und Freiheitsgrade. So wird sich in dieser Arbeit auf zweidimensionale Bilder, auf die Detektion der Translation der Templates und auf Verwendung des Grauwerts des Pixels, den Wert des Gradienten einer Kante oder auf die Kantenhöhe beschränkt. Diese Beschränkung ist nicht durch die MKV begründet. Eine anderweitige Verwendung der vorgestellten Algorithmen ist möglich. So können die Algorithmen einfach um eine weitere Dimension, z. B. für die Verarbeitung von dreidimensionalen medizinischen Bilddaten, um weitere Freiheitsgrade, wie z. B. der Rotation oder Skalierung oder um weitere Merkmale, wie z. B. den Winkel, erweitert werden. Hierdurch sind die vorgestellten Algorithmen für verschiedene weitere Anwendungsfälle anwendbar. Dies bleibt jedoch Gegenstand zukünftiger Entwicklungen.

¹ MMX steht für Multi Media Extension.

² SSE steht für Streaming SIMD (Single Instruction Multiple Data) Extension.

1.6 Aufbau der Arbeit

Die folgende Arbeit ist in drei große Teile unterteilt. Neben der Einführung wird im ersten Teil zunächst der Stand der Technik (siehe Abs. 2) und die notwendigen Grundlagen, wie die pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (siehe Abs. 3), dargelegt. Weiterhin wird in diesem Teil die Methodik der listenbasierten Verfahren und die entwickelten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren beschrieben (siehe Abs. 4). Schließlich wird eine im Rahmen dieser Arbeit entstandene regelbasierte Kantenerkennung sec:Merkmalsextraktion vorgestellt.

Im zweiten Teil werden die Untersuchungen anhand synthetischer Bilder (siehe Abs. 5) und die Untersuchungen, basierend auf verschiedenen medizinischen Aufgabenstellungen (siehe Abs. 6), mit ihren Ergebnissen und Schlussfolgerungen dargelegt.

Im dritten Teil wird anschließend auf die Implementierung der Algorithmen mit Hilfe der entwickelten Softwarearchitektur eingegangen (siehe Abs. 7). Abschließend werden die Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst. Schließlich wird ein Ausblick auf zukünftige Entwicklungen gegeben.

2 Stand der Technik

Die Bildverarbeitung hat in den letzten Jahren zunehmend an Bedeutung gewonnen. In immer mehr Gebieten werden Bildverarbeitungsalgorithmen zur Lösung verschiedener Aufgabenstellungen eingesetzt. Eines der häufigsten Aufgabenstellungen auf diesem Gebiet ist das Finden von Objekten oder Strukturen in Bildern. Dies spiegelt sich vor allem in der Anzahl der Veröffentlichungen zu diesem Thema wieder. Mittlerweile erscheinen pro Jahr bis zu 200 Publikationen in einschlägigen internationalen Zeitschriften und Konferenzen zu diesem Thema [PF03]. Im Internet existieren inzwischen verschiedene Portale, in denen unzählige Veröffentlichungen zu diesem Thema [Ass07, Hos07] gefunden werden können. Die „Computer Vision Bibliography“ [Pri07] enthält z. B. Publikationen zum Thema „Computer Vision“ von Zeitschriften und Konferenzen ab dem Jahr 1984¹. Darunter befinden sich mehrere Arbeiten, in denen sich Übersichten zu älteren und aktuellen Verfahren finden lassen [MV98, ZF03, BYX82, TP05, Bro92, För93, LGS03]. Aber auch in bekannten Fachbüchern [BB82, HS92, HS93, LOPR97, SHB99, Han00, Tön05, Jö5] finden sich grundlegende Verfahren zur Suche von Objekten in Bildern. In weiteren Veröffentlichungen, wie [SK99] und in nationalen deutschsprachigen Publikationen, sind ebenfalls entsprechende Übersichten zu finden [Wed95].

Wie in der zuletzt genannten Veröffentlichung liegt auch bei [MV98, LOPR97, Han00] der Schwerpunkt auf der medizinischen Bildverarbeitung. In [MV98] wird eine Klassifikation der Verfahren mit dem Schwerpunkt der medizinischen Bildverarbeitung nach [vPV93] vorgestellt. Demnach lassen sich die Bildverarbeitungsverfahren folgendermaßen einordnen:

- nach der Dimension (Zweidimensional, Dreidimensional usw.),
- nach der Art des zu suchenden Objektes (extrinsisch, intrinsisch usw.),
- nach der Art der Transformation (rigid, affine usw.),
- nach dem Bereich der Transformation (global oder lokal),
- nach dem Grad der Interaktion (interaktiv, automatisch usw.),
- nach der Art der Optimierung (Parameter werden berechnet oder gesucht),
- nach den Arten der Bildquellen (gleich bleibend (monomodal), unterschiedliche (multimodal) usw.),
- nach dem Subjekt (Intra- bzw. Interindividuell usw.),
- nach dem Objekt (Kopf, Innere Organe, Augen usw.).

¹ Stand 19. Juli 2007

In dieser Arbeit bilden praktische Aufgabenstellungen aus dem Gebiet der medizinischen Bildverarbeitung einen Schwerpunkt (siehe Abs. 6). Daher werden im folgenden Abschnitt (siehe Abs. 2.1) die in dieser Arbeit vorgestellten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) entsprechend der in [MV98] vorgenommenen Klassifikation eingeordnet.

2.1 Einordnung der Arbeit in den Stand der Technik

Nach der im obigen Abschnitt vorgestellten Unterteilung können die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) folgend eingeordnet werden:

Dimension: In der Literatur steigt aufgrund der Entwicklung der Rechentechnik die Anzahl der höherdimensionalen Verfahren. Wurde in den 80 er Jahren versucht aufgrund des Rechenaufwandes die Dimension der Verfahren möglichst niedrig zu halten [BYX82], ist heute die Verwendung von drei- und höherdimensionalen Zeitreihen, gerade in der medizinischen Bildverarbeitung nicht untypisch [WSZ⁺07, SDP⁺03, MvV95]. Die MIKV werden in dieser Arbeit zweidimensional eingeführt. Im Abschnitt 5 werden sie zunächst auch nur zweidimensional betrachtet. Im Abschnitt 6 werden zeitliche Bildfolgen verwendet und im Abschnitt 6.3 werden sogar dreidimensionale Bilddaten verwendet. Das Volumen wird hierbei auf Bildserien pro Dimension unterteilt und anschließend mit den zweidimensionalen Verfahren bearbeitet. Diese Beschränkung des Verfahrens ist jedoch nicht prinzipbedingt. Die MIKV lassen sich einfach um weitere Dimensionen erweitern.

Art des zu suchenden Objektes: Extrinsische Verfahren haben den Vorteil, dass sie die invasiv oder nicht invasiv eingebrachten Marker einfach und schnell finden. Die Platzierung der Marker ist jedoch aufwendig. Daher und aufgrund der fortschreitenden Technik ist der Einsatz dieser Verfahren für die zweidimensionale Bildverarbeitung zurückgegangen. In höheren Dimensionen und bei nötiger hoher Genauigkeit, z. B. zur Kalibrierung von Trackingkameras, werden Marker auch heute noch verwendet [VKS06]. Aber auch intrinsische Verfahren werden selbst für dreidimensionale Aufgabenstellungen [MHK06] heute unter Verwendung von Modellen genutzt. Allgemein sind intrinsische Verfahren, z. B. landmarkenbasierte Verfahren aufwendiger. Die entsprechenden Landmarken müssen z. B. zunächst bestimmt werden. Auch sind diese Landmarken schwieriger zu finden. Im Rahmen dieser Arbeit werden vorwiegend intrinsische Objekte gesucht. Die MIKV sind jedoch auch anderweitig einsetzbar.

In [MV98] werden die Kreuzkorrelationsverfahren neben einer Gruppe von weiteren Verfahren, wie z. B. der fourierbasierten Verfahren, den intrinsischen Verfahren zugeordnet, die Voxeligenschaften verwenden und dabei den gesamten Bildinhalt betrachten.

Art und Bereich der Transformation: Die Anzahl der Freiheitsgrade wirkt sich stark auf den Berechnungsaufwand aus. Je mehr Freiheitsgrade ein Objekt besitzt, desto mehr steigt der Berechnungsaufwand. In der Literatur werden rigide Transformationen (z. B. Rotation) und affine Transformationen (z. B. Skalierung) am häufigsten eingesetzt. Für verschiedene Anwendungsfälle reicht dies jedoch nicht aus. Daher werden auch elastische Transformationen (z. B. Verzerrungen) [AGB99, BK89, PLB⁺01, DN96] häufig verwendet. In der vorliegenden Arbeit werden rigide und affine Transformationen verwendet. Die MKV sind aber auch auf weitere Freiheitsgrade erweiterbar. In der Literatur, wie auch in dieser Arbeit, werden sowohl globale als auch lokale Verfahren angewendet, wobei rigide und affine Transformationen eher global und elastische Verfahren eher lokal [MV98] verwendet werden.

Grad der Interaktion: Ziel vieler Bildverarbeitungsverfahren in der Literatur ist die automatische Lösung einer Aufgabenstellung [CTTR99, SRC99, SDP⁺03, AG04]. Viele Verfahren verbrauchen jedoch 90 % der Rechenzeit für Bildregionen, die durch manuelle Vorgaben ausgeschlossen werden könnten [MV98]. Verbreitet sind semi-automatische Verfahren, die eine Startvorgabe durch den Anwender benötigen. Extrinsische Verfahren sind häufiger automatisiert als intrinsische Verfahren [MV98]. Häufig werden Segmentierungsaufgaben, gerade in sensiblen Aufgabenbereichen der medizinischen Bildverarbeitung interaktiv durchgeführt. Die in dieser Arbeit vorgestellte Dosimetrie der Radiorezeptortherapie wird zurzeit vorwiegend manuell durchgeführt [WSZ⁺07, ZFB⁺07, PFB07]. Im Abschnitt 6.3.2 wird eine teilautomatisierte Lösung mit Hilfe der MKV vorgestellt. Die MKV werden meist teilautomatisch angewendet, da sie als Vorgabe Templates benötigen, die meist manuell festgelegt werden. Unter Zuhilfenahme von Verfahren zur automatischen Templatesuche, wie sie in [SRS⁺01] vorgestellt werden, können verschiedene Aufgabenstellungen auch automatisch gelöst werden. Im Abschnitt 6.1 wird die in dieser Arbeit vorgestellte regelbasierte Kantenerkennung zur automatischen Segmentierung der Glottis verwendet [MBH04].

Art der Optimierung: Diese Kategorie unterteilt die Verfahren in die direkte Berechnung der Transformationsparameter und in die Parametersuche. Die direkte Berechnung ist nur bei einfachen Problemen und mathematisch lösbaren Problemen möglich. Beispiele hierfür sind in [HHC⁺91] veröffentlicht. Der Großteil der Bildverarbeitungsverfahren in der Literatur und alle Verfahren, die in dieser Arbeit von Interesse sind, werden nicht direkt berechnet, sondern geschätzt oder iterativ gesucht. Beispiele hierfür sind die Kreuzkorrelationsverfahren, die fourier- und waveletbasierten Verfahren, Verfahren, die sich auf die Hough- bzw. Radontransformation beziehen und andere [HLF⁺97, TB00, GGBL04, Bor88, MvV95, IB96, VOS98, SVOB99, GGLZ99].

Art der Bildquellen: Monomodale Verfahren, deren Bilddaten von der gleichen Quelle stammen, wie auch multimodale Verfahren, bei denen mehrere Arten von Bildquellen verwendet werden, sind sehr häufig in der Literatur zu finden [MvV95]. Multimodale Verfahren dienen meist zur Verschmelzung von Bildern verschiedener Inhalte, der sogenannten Bildfusion. Verfahren, bei denen Bilddaten an Modelle angepasst werden und Verfahren, bei denen z. B. die Position des Patienten überprüft wird, sind eher seltener. Eine Übersicht solcher Bildverarbeitungsverfahren befindet sich in [MV98]. Im Rahmen dieser Arbeit werden die MIKV ausschließlich monomodal verwendet. Die MIKV sind jedoch auch anderweitig einsetzbar.

Subjekte: Die MIKV werden, wie auch die Mehrzahl der Verfahren in der Literatur, intraindividuell angewendet. In der Literatur sind auch interindividuelle Verfahren oder Verfahren für die Erstellung von Modellen zu finden [MV98].

Objekte: Die hier vorgestellten Verfahren werden auf künstliche Bilder (siehe Abs. 5), auf Hochgeschwindigkeitsaufnahmen der Glottis (siehe Abs. 6.1), auf Bildsequenzen des Augenhintergrundes (siehe Abs. 6.2), auf PET-Bilder (Positronen-Emissions-Tomographie) und auf Ganzkörper-Szintigraphiebilder angewendet (siehe Abs. 6.3).

In [MV98] werden weitere Bildverarbeitungsverfahren unter Verwendung verschiedener Objekte der medizinischen Bildverarbeitung vorgestellt. Darüber hinaus wird in der Literatur eine Vielzahl weiterer verschiedener Bildquellen und Bildobjekte verwendet. In entsprechenden Veröffentlichungen werden Verfahren zur Videoverarbeitung [GGBL04, SK99, TY05, GGBL04, Lew95], zur Verarbeitung von natürlichen Bildern, wie z. B. Bilder von Gesichtern, Landschaften oder Luftaufnahmen [HLF⁺97, LGS03, PX04, För86, Köt03, GGLZ99, Fie06], Verfahren zur Verfolgung von Autos [TB00, DN96, För86] oder auch der Kennzeichen- oder allgemeiner der Zeichenerkennung [Köt03, LDM04] und weitere Verfahren für verschiedene Aufgabenstellungen vorgestellt [Pri07].

2.2 Bekannte pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren

Die bekanntesten und verbreitetsten Verfahren zur Suche von Objekten in Bildern können der Gruppe der Kreuzkorrelationsverfahren zugeordnet werden. Daher bilden diese Verfahren auch in dieser Arbeit (siehe Abs. 3.3) einen Schwerpunkt. Sie dienen als Vergleichsverfahren zu den hier vorgestellten Verfahren. Die verwendeten pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (PxKV) werden zum Großteil auch in Grundlagenbüchern der Bildverarbeitung vorgestellt [MH04, LOPR97, Tön05, Jö5, För93]. Alternative Kreuzkorrelationsverfahren, wie die binäre pixelbasierte Kreuzkorrelation, werden in [SK99, Bro92, BYX82] dargestellt. Der Vorteil der pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren gegenüber anderen Verfahren ist der einfach zu implementierende Algorithmus, der gut geeignet ist, Objekte robust in

Bildern zu finden. Kreuzkorrelationsverfahren sind robust gegenüber leichten Störungen, wie z. B. Rauschen. Durch den einfachen Algorithmus ist eine Hardwareimplementierung für kleine Templates leicht zu realisieren [Fie06]. Bei größer werdenden Templates ist ein großer Zwischenspeicher notwendig. Ein Nachteil der Verfahren ist die Empfindlichkeit gegenüber Helligkeits- und Kontraständerungen. Die verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren reagieren jedoch unterschiedlich empfindlich auf diese Änderungen (siehe Abs. 5). Ein weiterer Nachteil der Verfahren ist der flache Peak der Werte im Koeffizientenbild an der Position des Templates [ZF03, DBK⁺06]. Bei steigender Anzahl von Freiheitsgraden steigt der Rechenaufwand zudem stark an.

Daher werden in der Praxis verschiedene Verfahren verwendet, mit denen dieser Rechenaufwand reduziert werden kann. Die Verwendung von Auflösungspyramiden ist ein übliches Verfahren [Bor88, MvV95, RF98, LGS03]. Aber auch die Verringerung der Grauwertaufösung und die Verwendung anderer, schneller zu berechnender Abstandsmaße [SK99, Bro92, BYX82, Fie06] ist eine verbreitete Methode. Eine weitere Methode ist die Berechnung der Kreuzkorrelation im Frequenzraum [Cid95, VOS98, GMH⁺01]. Die dazu nötige Transformation kann effizient mittels der Fast Fourier Transformation (FFT) durchgeführt werden. In [Lew95] wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem es ermöglicht wird, die ursprünglich langsamere, aber bessere normierte pixelbasierte Kreuzkorrelation (PxNKK) ähnlich schnell zu berechnen wie die pixelbasierte Kreuzkorrelation (PxKK).

Durch Vorverarbeitung der Bilder ist es möglich, z. B. bei verrauschten Bildern den Peak an der korrekten Stelle zu erhöhen und damit deutlicher zu machen [Pra74]. Bei der kantenbasierten Korrelation wird die Kreuzkorrelation nicht auf den Grauwerten, sondern auf vorher aus den Bildern extrahierten Merkmalen durchgeführt (siehe auch [vS77, Gos85, ZF03, Pra78, BYX82]).

Die neu entwickelten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) berechnen ebenfalls die Kreuzkorrelation auf Grundlage von Merkmalsbildern. Im Gegensatz hierzu wird bei den sich aus den kantenbasierten Korrelationsverfahren entwickelten vektorbasierten Korrelationsverfahren [ZF03] der minimale Abstand von Merkmalsvektoren zueinander gesucht. Eine Übersicht der vektorbasierten Verfahren ist unter [Avi07] veröffentlicht. Als Ergebnis der MIKV erhält man, im Gegensatz zu den vektorbasierten Verfahren, ein Koeffizientenbild, das mit dem Koeffizientenbild der pixelbasierten Kreuzkorrelation von Merkmalsbildern identisch ist (siehe Abs. 5.1). Daher werden die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Verfahren in Abgrenzung zu den vektorbasierten Verfahren nicht vektor- bzw. merkmalsvektorbasiert genannt. Sie werden aufgrund ihrer Besonderheiten, in Bezug auf die mögliche unsortierte Reihenfolge der Merkmalspunkte und der möglichen Implementierung als Listen, merkmalslistenbasiert (ML) genannt. Dessen ungeachtet erfolgt die Definition der einzelnen Merkmalspunkte und der Merkmalslisten in Vektorform (siehe Abs. 4.1).

Die Kreuzkorrelation kann über die Fouriertransformation berechnet werden. In der

Literatur [Dea83, RM99] wird die Beziehung zwischen der Fouriertransformation [Fou22] und der Radontransformation [Rad17] dargestellt. In [BL02] wird die Radontransformation als verallgemeinerte Kreuzkorrelationsfunktion dargestellt. Der Nachteil ist jedoch, dass die Berechnung der Radontransformation sehr aufwendig ist. In [Tof96, HT96] wird die „Image-Point-Mapping“-Technik vorgestellt, mit der es möglich wird, die Radontransformation schneller zu berechnen. Hierbei wird ausgenutzt, dass Berechnungsschritte mit Null auf das Ergebnis der Radontransformation keinen Einfluss haben und somit weggelassen werden können. In [Dea83, PIK92] wird weiterhin die Beziehung zwischen der Radontransformation und der Houghtransformation diskutiert. Nach [Dea83] ist die Houghtransformation ein Spezialfall der Radontransformation für binäre Bilder, die nach einem speziellem Algorithmus berechnet wird [BL02]. Nach [PIK92] ist dieses jedoch noch nicht bewiesen. Die Houghtransformation ist in der Bildverarbeitung bekannter als die Radontransformation. Sie wird vor allem zur robusten Detektion von Linien und Kreisen eingesetzt. Aber auch für die Detektion beliebiger Kurven ist die Houghtransformation geeignet [Ols99, PIK92, GGLZ99]. Sieht man alle Punkte eines Templates als beliebige Kurve an, kann wie bei der Radontransformation [BL02], die Houghtransformation als binäre Kreuzkorrelationsfunktion verwendet werden. In [SA77] wird die Beziehung der Houghtransformation zur Kreuzkorrelation diskutiert.

2.3 Eigener Beitrag

Die in der vorliegenden Arbeit vorgestellten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren können als eine Kombination aus den im vorherigen Abschnitt 2.2 vorgestellten Verfahren angesehen werden. Die Verfahren werden ähnlich der Radontransformation definiert. Entsprechend [BL02] kann die Radontransformation zur Kreuzkorrelation verwendet werden. Jedoch erst in Kombination mit der in [Tof96, HT96] beschriebenen „Image-Point-Mapping“-Technik können diese Verfahren effizient berechnet werden. Verwendet man anstatt der eigentlichen Bildpunkte, wie bei der kantenbasierten Korrelation [vS77, Gos85], Merkmalspunkte, erhöht sich die Anzahl der Nullen. Hierdurch wird der Vorteil der „Image-Point-Mapping“-Technik verstärkt. Ähnlich der auch in [JÖ5] dargelegten Berechnung der Position eines korrespondierenden Punktes im Parameterraum der Houghtransformation², kann die Position direkt ermittelt werden, an der eine Kombination aus Template- und Bildpunkt Einfluss auf das Ergebnis der Kreuzkorrelation hat. Als Ergebnis der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren erhält man jedoch direkt ein Koeffizientenbild, das identisch zum Koeffizientenbild der Kreuzkorrelation ist.

Durch diese Kombination der beschriebenen bekannten Verfahren ist eine sehr schnelle Berechnung der Kreuzkorrelation möglich.

Da die Houghtransformation eine Spezialisierung der Radontransformation für binäre

² Siehe [JÖ5], Abschnitt 16.5.3, Seite 484.

Bilder darstellt [Dea83] und algorithmisch die Multiplikation zweier Einsen einer Und-Verknüpfung entspricht, ist über den gleichen Weg die binäre Kreuzkorrelation effizient berechenbar.

Die Berechnung der Position des Pixels ist jedoch nur möglich, da die Multiplikation der Kreuzkorrelation bewirkt, dass Werte mit Null keinen Einfluss auf das Ergebnis haben. Wird als Abstandsmaß nicht die Multiplikation verwendet, sondern z. B. die Subtraktion, ist diese Bedingung nicht mehr erfüllt. Somit hat das Ergebnis aus der Verknüpfung von Template- und Bildpunkt an mehreren Stellen Einfluss auf das Ergebnis. Daher muss das Ergebnis an mehreren Stellen im Koeffizientenbild aufsummiert werden. Dies wird durch die in dieser Arbeit vorgestellten Kombination aus den Kreuzkorrelationsverfahren und der vorteilhaften Eigenschaft der Multiplikation (*Gl. 4.29*) kompensiert. Hierdurch weichen jedoch die dadurch entstehenden Koeffizientenbilder von den Ergebnissen der ursprünglichen Kreuzkorrelationsverfahren ab.

Im Rahmen dieser Arbeit wird anhand von synthetischen und medizinischen Bildern gezeigt, dass sich diese Kombination positiv auf die Erkennung auswirkt. Bei der Analyse künstlicher Bilder werden, wie aus der Literatur bekannt [BYX82], die Bildbedingungen und die Objektform verändert. Die aus der Literatur bekannten Ergebnisse der PxKV werden mit den Ergebnissen der MIKV verglichen. Darüber hinaus werden in dieser Arbeit die Unterschiede der Ergebnisse zwischen übereinstimmenden Objekten und Templates und den Ergebnissen bei nicht übereinstimmenden Objekten und Templates analysiert. Für die Analyse medizinischer Bilder werden Aufgabenstellungen aus unterschiedlichen Bereichen der Medizin verwendet. Die Ergebnisse der PxKV und der MIKV werden gegenübergestellt.

Da die Geschwindigkeit der MIKV von der Anzahl der Merkmalspunkte abhängig ist, wird darüber hinaus eine neue regelbasierte Merkmalsextraktion entwickelt. Diese Merkmalsextraktion hat das Ziel, die Anzahl der Merkmalspunkte zu verringern und andererseits die Position der Merkmale genau zu ermitteln. Dieses Verfahren ist im Gegensatz zu anderen verbreiteten Verfahren in der Lage, unabhängig von der Länge des Kantenanstiegs, die Position des Beginns, des Endes des Kantenanstieges exakt zu bestimmen. Die Einsatzfähigkeit dieses Verfahrens, auch für andere Einsatzgebiete als zur Merkmalsextraktion für die MIKV, wird anhand einer medizinischen Aufgabenstellung überprüft.

Zur schnellen Implementierung der für diese Arbeit notwendigen Algorithmen wurde ein objektorientiertes Framework zur Signal- und Bildverarbeitung nach aktuellen Methoden der Softwareentwicklung konzipiert, modelliert und implementiert. Die hier vorgestellten Algorithmen sind in C++ und Delphi mit Hilfe dieses Frameworks implementiert. Die Funktionalität bekannter Bibliotheken, wie der „Intel Performance Library“ [Int01a], werden über das Framework ebenfalls für die hier vorgestellten Analysen zur Verfügung gestellt.

3 Grundlagen

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt bei der medizinischen Bildverarbeitung. Hierzu existieren eine Reihe von Grundlagenliteratur [LOPR97, Han00, J05] und Publikationen (siehe Abs. 2). Daher werden im Folgenden nur jene Grundlagen vorgestellt, die im Rahmen dieser Arbeit von Bedeutung sind. Diese umfassen die fundamentalen Bild-, Merkmals- und Kantendefinitionen, gefolgt von den grundlegenden Objekterkennungsverfahren, wie z. B. den Kreuzkorrelationsverfahren und den Grundlagen zur Hough- bzw. Radontransformation. Auf die medizinischen und softwaretechnischen Grundlagen wird hier nicht näher eingegangen. Wenn es zum Verständnis der entsprechenden Teile der Arbeit nötig ist, wird auf die speziellen Grundlagen eingegangen oder auf entsprechende Quellen verwiesen.

3.1 Formen der Bildrepräsentation

Grundlegendes Element dieser Arbeit ist das Bild. Im Bereich der Bildverarbeitung existieren verschiedene Möglichkeiten der Definition von Bildern [HT96, LOPR97, J05]. Im Folgenden werden die für diese Arbeit bedeutsamen Definitionen vorgestellt.

3.1.1 Klassische Bilddefinition

In der digitalen Bildverarbeitung wird ein Bild b meist als eine zweidimensionale Matrix von Bildelementen, den sogenannten Pixeln (von engl. Picture Element) beschrieben. Jedem Pixel $b[x, y]$ ist ein Wert v (z. B. bei Grauwertbildern) bzw. mehrere Werte (z. B. bei Farbbildern) aus einem vorgegebenen Wertebereich, v_{min} bis v_{max} , zugeordnet (**Gl. 3.1**). Jedem Pixel ist eine feste Position, auch Index genannt, x und y innerhalb der Matrix zugeordnet. Die Matrix ist durch die Anzahl der Spalten N und die Anzahl der Zeilen M definiert.

$$b[x, y] = v \tag{3.1}$$

wobei $x = 1 \dots N_b$, $y = 1 \dots M_b$
 N_b Anzahl der Spalten, M_b Anzahl der Zeilen

Die Positionen der Pixel sind meist positiv oder Null. In der Bildverarbeitung ist es üblich, dass im Gegensatz zum karthesischen Koordinatensystem die Position $[0, 0]$ dem Pixel an der linken oberen Ecke eines Bildes zugeordnet ist. Der rechte Nachbar besitzt eine um Eins erhöhte x -Position und der untere Nachbar besitzt eine um Eins erhöhte y -Position.

Diese Arbeit beschränkt sich auf Grauwertbilder als Ausgangsbilder, da zur Zeit für die meisten Anwendungsfälle Grauwertbilder verwendet werden. Auch bei den in dieser Arbeit vorgestellten Anwendungen werden Grauwertbilder verwendet. Die Verwendung der Algorithmen für Farbbilder ist jedoch leicht möglich. Üblicherweise werden Grauwertbilder mit ganze Zahlen und einem Wertebereich von 8 Bit verwendet. Das entspricht bei vorzeichenlosen Werten einem Wertebereich von 0 bis 255 (**Gl. 3.2**). Aber auch 16-Bit-Grauwertbilder sind vor allem bei medizinischen Bilddaten üblich (siehe Abs. 6.3).

$$v_{min} \leq b[x, y] \leq v_{max} \quad (3.2)$$

$$\text{wobei } \begin{aligned} v_{min} &= 0 \\ v_{max} &= 255 \end{aligned}$$

Als Zwischen- und Ergebnisbilder werden im Rahmen dieser Arbeit auch Grauwerte aus der Menge der reellen Zahlen verwendet. Bei der Implementierung von Bildverarbeitungsalgorithmen werden Bilder häufig in einer Vektorform abgespeichert. Dabei wird jede Zeile hintereinander in einem Vektor gespeichert (**Gl. 3.3**).

$$b[i] = b[x, y] = v \quad (3.3)$$

Der Zugriff auf die Pixel erfolgt über den Index des Pixels und meist sequentiell. Muss auf eine Position wahlfrei zugegriffen werden, kann die Position i innerhalb des Vektors entsprechend Gleichung (**Gl. 3.4**) berechnet werden.

$$i = y \cdot N_b + x \quad (3.4)$$

3.1.2 Bild als Bildliste

Eine weitere Möglichkeit der Bildrepräsentation ist es, ein Bild als eine unsortierte Folge von Vektoren zu betrachten [För86, HT96, ZG06, Bor88, Ols99, GGLZ99]. Um die Zuordnung eines Pixels zu seiner Position innerhalb der festgelegten Topologie des Bildes nicht zu verlieren, wird jedem Vektor die Position des Pixels zugeordnet. Zusätzlich können dem Pixel Farb- bzw. Grauwert oder andere Merkmale zugeordnet werden (**Gl. 3.5**). Bilder in dieser Form werden in der vorliegenden Arbeit als Bildlisten bezeichnet.

$$\begin{aligned} b_x[n] &= x \\ b_y[n] &= y \\ b_v[n] &= b[x, y] \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$x = 1 \dots N, \quad y = 1 \dots M, \quad n = 1 \dots L_b, \quad L_b = N \cdot M$$

wobei N Anzahl der Spalten, M Anzahl der Zeilen
L Länge der Merkmalsliste

Jedes Bild kann ohne Informationsverlust in diese Repräsentationsform konvertiert werden. Die Größe des Bildes muss in dieser Bildform nicht festgelegt werden. Sie ergibt sich aus den maximalen und minimalen x - bzw. y -Positionen der Bildliste (**Gl. 3.6**).

$$\begin{aligned} N_b &= \max(b_x[n]) - \min(b_x[n]) \\ M_b &= \max(b_y[n]) - \min(b_y[n]) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Im Gegensatz zu Gleichung (**Gl. 3.1**) können bei dieser Repräsentationsform die x - und y -Koordinaten Elemente der reellen Zahlen sein. Somit sind Bildoperationen, wie zum Beispiel eine Skalierung einfach zu realisieren (siehe Abs. 4.1).

Durch die zusätzliche Speicherung der Koordinaten benötigt ein Bild in dieser Listenform (**Gl. 3.5**) mehr Speicherplatz. Durch die Verwendung von Indexpositionen nach Gleichung (**Gl. 3.4**) kann dieser Speicheraufwand verringert werden. Befinden sich ausgedehnte Bereiche mit einem konstanten Wert im Bild, kann man durch Festlegung eines Standardwertes den Speicherbedarf weiter reduzieren. Dazu werden alle Pixel, die diesem Standardwert entsprechen, nicht in der Merkmalsliste gespeichert. Für die Rekonstruktion in ein klassisches Grauwertbild kann das Bild zunächst in der Größe des Bildes mit dem Standardwert initialisiert werden. Anschließend wird für jeden Eintrag der Merkmalsliste der entsprechende Grauwert an der entsprechenden Position gesetzt.

Die pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (PxKV) verwenden Bilder nach der klassischen Bilddefinition. Die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MKV) verwenden Ausgangsbilder in Listenform. Das Ergebnisbild ist jedoch wieder ein Bild entsprechend der klassischen Bilddefinition.

3.2 Begriffsdefinition von Kanten und Merkmalslisten

In dieser Arbeit werden hauptsächlich Kanten als Merkmal verwendet. Kanten werden in der Literatur unterschiedlich definiert [SHB99, Han00, Tön05]. In dem Buch von Bernd Jähne [J05] wird eine Kante als ein Bereich mit monoton ansteigenden oder abfallenden Grauwerten zwischen zwei konstanten Nachbarschaften definiert. Andererseits wird in der Praxis eine Kante meist als genau eine Position angesehen, an dem ein Kantenübergang existiert. Daher werden im Folgenden Begriffe wie Kantenpunkte, Kantenbild, Gradientenbild oder Konturbild festgelegt.

Als Kantenmodell wird dabei von einer idealen Stufenkante ausgegangen (siehe Abb. 3.2) [Ste93, Tön05, SHB99]. Entsprechend diesem Kantenmodell wird eine Kante bzw. ein Kantenpunkt zunächst als eine Position betrachtet, an der ein Übergang zwischen Hintergrund und Objekt bzw. zwischen zwei Objekten existiert. Dabei kann die Kante als Vektor betrachtet werden, der mindestens die Koordinaten der Kante beinhaltet. Bei der Grauwertbildverarbeitung existieren solche ideale Stufenkanten nur sehr selten. Meistens entspricht die Form einer Kante durch Unschärfe eher einer idealen Rampenkante (siehe

Abb. 3.2). Zusätzlich wird die Kante durch Rauschen verfälscht, was die Festlegung der Position einer Kante, entsprechend dem Kantenmodell einer idealen Stufenkante, erschwert. Dessen ungeachtet, ist in der Praxis häufig nur eine Position der Kante innerhalb des Kantenanstiegs von Interesse. Die Abbildung der idealen Dachkante und der idealen Treppenkante wird im Allgemeinen durch zwei bzw. mehrere folgende Kantenpunkte abgebildet (siehe Abb. 3.2).

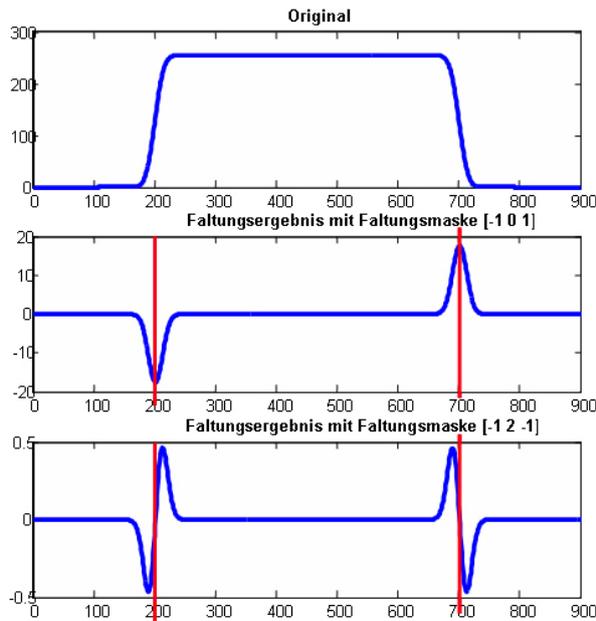


Abbildung 3.1: Erste und zweite Ableitung einer Beispielfeldzeile: Rote Linie - Position des Maximums bzw. des Nulldurchgangs.

über „Non-Maxima-Suppression“ und „Multiple Threshold“, wie zum Beispiel beim Canny-Kantendetektor [Can86], werden in der Praxis ebenfalls verwendet. Das Ergebnis dieser Operationen sind Bilder, die die Positionen der Kanten beinhalten. Diese Bilder werden im Folgenden Kantenbilder genannt.

Allgemein können der Position eines Pixels ein oder mehrere Merkmale des lokalen Bereiches, wie zum Beispiel der Anstieg, der Winkel einer Kante oder beliebig andere Merkmale zugeordnet werden. Im Abschnitt 4.3.2 werden weitere Kantenmerkmale definiert, die für diese Arbeit von Bedeutung sind.

Die oben vorgestellten Bildlisten (siehe Abs. 3.1.2) können dazu verwendet werden, dem Pixel neben der Position diese Merkmale zuzuordnen. Bildlisten in dieser Form werden im Folgenden als Merkmalslisten (ML) bezeichnet. In der Literatur werden, z. B. bei der generalisierten Hough- bzw. Radontransformation (siehe Abs. 3.4), Bilder in ähnlicher Form auch als Parameterbilder, Parametertabellen oder „Pixelsets“ bezeichnet [BB82, HT96, Ols99, GGLZ99].

Für die Bestimmung der Position der Kanten wird meist die erste oder zweite Ableitung, mit Hilfe verschiedener lokaler Operatoren, im Bild berechnet (siehe Abb. 3.1). Das vorzeichenbehaftete Ergebnis der Faltung dieser lokalen Operatoren mit dem Bild wird im Folgenden als Gradientenbild bezeichnet. In der Literatur wird, ausgehend von der ersten Ableitung in x - und y -Richtung, häufig das Gradientenbetragsbild und das Winkelbild berechnet.

Aufbauend auf den Gradientenbildern wird eine Maximumsuche bzw. bei Verwendung der zweiten Ableitung eine Nulldurchgangssuche durchgeführt. Diese so ermittelte Position innerhalb eines Anstieges wird als Position der Kante angesehen. Andere Algorithmen unter Verwendung von Schwellwerten, Verdünnung oder

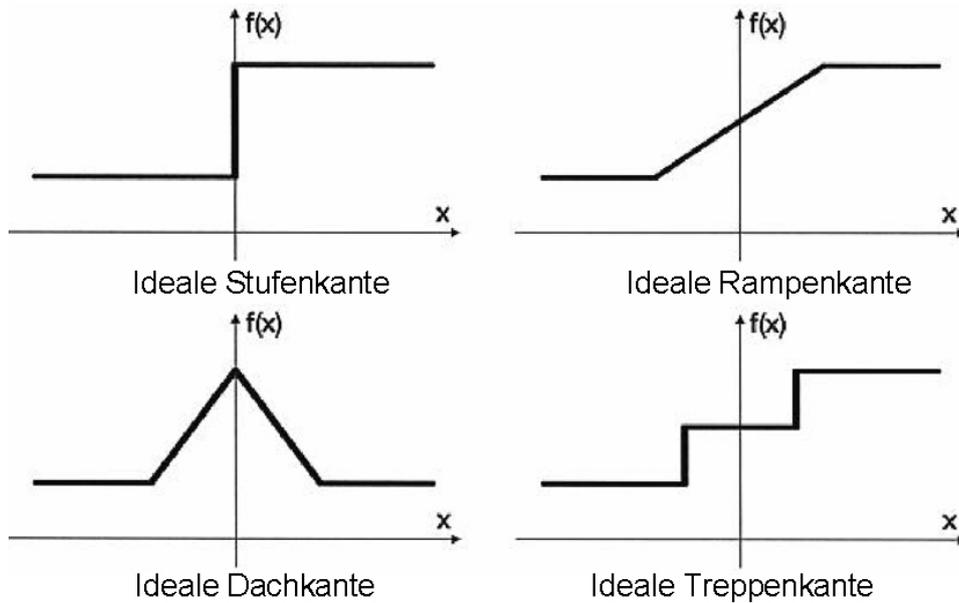


Abbildung 3.2: Darstellung von verbreiteten idealen Kantenmodellen (aus [Ste93]).

Für die Darstellung der Merkmalslisten in Bildform wird an der Stelle des Pixels der Wert eines Merkmals dargestellt. Diese Bilder werden in der vorliegenden Arbeit als Merkmalsbilder bezeichnet. Mit steigender Anzahl von Merkmalen pro Pixel wird die Darstellung aller Merkmale in einem Bild schwierig. Es ist jedoch möglich, pro Merkmal ein Merkmalsbild aus der Merkmalsliste zu generieren.

Einen Schwerpunkt dieser Arbeit bilden Merkmalslisten, die Positionen von Kanten mit zusätzlichen Kantenmerkmalen beinhalten. Diese Merkmalslisten, werden im Folgenden auch als Kantenlisten bezeichnet [MBSR03, MBSP03, MPBJ04].

Im weiteren Verlauf der Bildverarbeitung kann anhand der Kantenbilder anschließend eine Konturverfolgung durchgeführt werden, bei der Lücken geschlossen werden und zusammengehörige Punkte ermittelt werden. Das Ergebnis dieser Operationen, bei der das Ziel eine möglichst geschlossene Kontur ist, wird zur Abgrenzung zum Kantenbild Konturbild genannt.

3.3 Pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (PxKV)

Ziel der Kreuzkorrelationsverfahren ist die Bestimmung der Lage eines vorgegebenen Musters, dem sogenannten Template, in einem Bild. Diese Suche, bei der die Transformationsparameter des Templates ermittelt werden sollen, wird häufig Templatematching genannt [Wed95, Tön05]. In der Literatur wird darauf hingewiesen, dass die Verwendung des Begriffs Templatematching zwar üblich ist, jedoch „matching“ eher mit „Anpassung“ übersetzt wird [Wed95]. Die Aufgabenstellung der Berechnung von Transformationsparametern wird auch als Registrierung bezeichnet. Das Zusammenfügen verschiedener Bilder anhand dieser Transformationsparametern, auch von unterschiedlichen Bildquellen, wird

Bildfusion genannt. Unglücklicherweise werden die Begriffe Registrierung, Bildfusion, Templatematching, Korrelation in der Literatur sowohl unterschiedlich oder als Synonym verwendet [MV98]. Im Rahmen dieser Arbeit bezeichnet der Begriff Templatematching das Suchen der Position von Templates in Bildern.

Es existiert eine Vielzahl von Algorithmen, die in der Praxis zur Lösung von Template-matchingaufgaben verwendet werden (siehe Abs. 2). Ebenso finden sich in der Literatur mehrere Quellen, die diese Templatematchingverfahren klassifizieren [För93, Wed95, TP05]. Innerhalb dieser Arbeit wird sich ausschließlich auf die Gruppe der pixel- und merkmalsbasierten Kreuzkorrelationsverfahren bzw. deren listenbasierten Vertreter beschränkt. Als Ergebnis der Kreuzkorrelation erhält man ein Bild mit den Koeffizienten der Kreuzkorrelation, was im Folgenden als Koeffizientenbild bezeichnet wird.

Die Kreuzkorrelation an sich ist kein Templatematchingverfahren, sondern eher eine Ähnlichkeitsmetrik [Wed95]. Bei der Anwendung der Kreuzkorrelation als Templatematchingverfahren wird in den Koeffizientenbildern je nach Verfahren z. B. das globale Maximum gesucht, was der Position der besten Übereinstimmung des Templates mit dem Bild entspricht. Im Folgenden werden alle so arbeitenden Verfahren generalisierend Kreuzkorrelationsverfahren genannt, unabhängig davon, ob als Ähnlichkeitsmetrik die anschließend vorgestellte Kreuzkorrelation, die Kovarianz oder andere verwendet werden. Nachfolgend werden die für diese Arbeit wichtigen Kreuzkorrelationsverfahren vorgestellt.

Ausgangspunkt für die zweidimensionale Kreuzkorrelation ist die Berechnung des quadratischen Abstands (PxQDKK¹) zwischen dem Bild b und dem Template h (**Gl. 3.7**).

$$g[x, y] = \sum_{j,i} (h[i, j] - b[x + i, y + j])^2 \quad (3.7)$$

$$x = \frac{(N_h-1)}{2} \dots N_b - \frac{(N_h-1)}{2}$$

$$y = \frac{(M_h-1)}{2} \dots M_b - \frac{(M_h-1)}{2}$$

wobei

$$i = -\frac{(N_h-1)}{2} \dots \frac{(N_h-1)}{2}$$

$$j = -\frac{(M_h-1)}{2} \dots \frac{(M_h-1)}{2}$$

Hierbei ist M_b und N_b die Größe des Bildes bzw. M_h und N_h die Größe des Templates. Dieses Verfahren liefert an der Stelle ein Minimum an dem das Template am besten mit dem Objekt übereinstimmt. Um das Randproblem zu lösen, werden hier die Regionen, bei der die Berechnung aufgrund fehlender Pixel fehlerhaft ist, nicht mit berücksichtigt (**Gl. 3.7**). Der Aufpunkt ist das zentrale Pixel. Soll das Randproblem auf eine andere Weise gelöst werden, kann man die Größe und den Inhalt des Bildes b vorher entsprechend anpassen.

¹ Allgemeiner Aufbau der Abkürzungen: Am Beginn steht Px oder Ml. Px - pixelbasiert, Ml - merkmalslistenbasiert; Am Ende steht KK oder KV. KK - Kreuzkorrelation, KV - Kreuzkorrelationsverfahren (mehrere); Die Abkürzungen in der Mitte bestimmen das Abstandsmaß. Zum Beispiel QD für die quadratische Distanz oder N für normiert; Bei der klassischen Kreuzkorrelation bei der die Multiplikation verwendet wird, wird keine Abkürzung hinzugefügt.

Nach dem Ausmultiplizieren der Terme in Gleichung (**Gl. 3.7**) erhält man die lokalen Energien $\sum_{j,i} h[x, y]^2$ und $\sum_{j,i} b[x + i, y + j]^2$ sowie den gemischten Term (**Gl. 3.8**). Die lokale Energie von h ist konstant. Ist auch die lokale Energie von b konstant, hängt das Ergebnis nur noch vom gemischten Term ab. Somit wäre die Berechnung des gemischten Terms als Abstandsmaß ausreichend. Dieser gemischte Term (**Gl. 3.8**) stellt die diskrete zweidimensionale Kreuzkorrelation (PxKK) dar [LOPR97, Lew95, Tön05].

$$g[x, y] = \frac{1}{N_h \cdot M_h} \sum_{j,i} h[i, j] \cdot b[x + i, y + j] \quad (3.8)$$

Bei diesem Verfahren befindet sich an der Stelle, an der das Template am besten mit dem Objekt übereinstimmt, das Maximum.

Dieses Verfahren reagiert empfindlich auf Helligkeitsunterschiede zwischen Template und Bild [BYX82, Lew95]². Geht man davon aus, dass die Unterschiede durch einen ungewollten gleich bleibenden Offset auf alle Pixel verursacht ist, kann man diesen mit Hilfe einer Mittelwertkorrektur ausgleichen. Dies führt zur Definition der Kreuzkovarianz (Kreuzkorrelationsverfahren auf Grundlage der Kreuzkovarianz (PxKKK)) (**Gl. 3.9**) [LOPR97, Tön05, J05].

$$g[x, y] = \frac{1}{N_h \cdot M_h} \sum_{j,i} (h[i, j] - \bar{h}) \cdot (b[x + i, y + j] - \overline{b[x, y]}) \quad (3.9)$$

Die Region, über die der lokale Mittelwert $\overline{b[x, y]}$ an der Stelle $[x, y]$ berechnet wird, hat die gleiche Größe N_h, M_h wie das Template h .

Ändern sich die lokalen Energien, kann dies durch eine Normierung mit berücksichtigt werden (**Gl. 3.10**). Diese Form wird normierte Kreuzkorrelation (PxNKK) genannt [LOPR97, Lew95, Tön05].

$$g[x, y] = \frac{\sum_{j,i} h[i, j] b[x + i, y + j]}{\sqrt{\sum_{j,i} h[i, j]^2} \sqrt{\sum_{j,i} b[x + i, y + j]^2}} \quad (3.10)$$

Ein weiteres verwendetes Verfahren stellt der Korrelationskoeffizient nach „Bravais-Pearson“, auch empirischer Korrelationskoeffizient genannt, dar³ (PxEKK) [MH04, BYX82, Bro92, Lew95, LGS03]. Hierbei wird ebenfalls der lokale Mittelwert und zusätzlich die lokale Varianz verwendet.

$$g[x, y] = \frac{\frac{1}{NM} \sum_{j,i} (h[i, j] - \bar{h}) \cdot (b[x + i, y + j] - \overline{b[x, y]})}{\sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{j,i} (h[i, j] - \bar{h})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{j,i} (b[x + i, y + j] - \overline{b[x, y]})^2}} \quad (3.11)$$

² Dies wird durch die Analysen, die in dieser Arbeit vorgestellt werden, bestätigt (siehe Abs. 5.5).

³ Dies ist nicht zu verwechseln mit den Koeffizienten der Kreuzkorrelation, den Ergebniswerten der Kreuzkorrelation.

Für alle bisher vorgestellten Kreuzkorrelationsverfahren ist es notwendig, die obigen Operationen für jedes Pixel des Ergebnisbildes g zu berechnen. Somit beträgt der Zeitaufwand für diese Operation $O(N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h)$. Die Berechnungszeit hängt also von der Größe des Bildes und des Templates ab.

Ist das gesuchte Objekt gedreht oder anderweitig transformiert, wird die Berechnung entsprechend vorher festgelegter Freiheitsgrade mehrfach durchgeführt. Dies erhöht den Rechenaufwand erheblich. Daher werden in der Praxis Verfahren gesucht, die diesen Zeitbedarf reduzieren. Ein Ansatz ist die Vermeidung aufwendiger Operationen, wie der Multiplikation, durch Verwendung von absoluten Differenzen (auch L_1 Norm genannt)[SK99, Bro92].

$$g[x, y] = \sum_{j,i} |h[i, j] - b[x + i, y + j]| \quad (3.12)$$

Bei diesem Verfahren ist die Stelle, an der sich das Minimum befindet, der Ort der besten Übereinstimmung. Um eine einheitliche Auswertung zur PxKK zu erreichen, wird in der vorliegenden Arbeit eine weitere Variante genutzt, bei der die absolute Differenz von einem konstanten Grauwert max_v abgezogen wird. Im Rahmen dieser Arbeit wird der maximal mögliche Wert des Wertebereichs (hier 255) verwendet.

$$g[x, y] = \sum_{j,i} max_v - |h[i, j] - b[x + i, y + j]| \quad (3.13)$$

wobei $max_v = 255$

Bei einer weiteren Geschwindigkeitsoptimierung werden die Bilder zunächst binarisiert. Anschließend wird auf diesen Bildern, entsprechend der binären Faltung [J05, Tön05], eine binäre Kreuzkorrelation (PxBKK) durchgeführt [BYX82].

$$g[x, y] = \sum_{j,i} \begin{cases} 0 & \text{für } b[x + i, y + j] = 0 \vee h[x, y] = 0 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.14)$$

Durch die Binarisierung wird weniger Speicher benötigt, und es besteht die Möglichkeit, die Kreuzkorrelation noch effizienter zu implementieren.

Da mit der Binarisierung ein Informationsverlust einhergeht, der negativen Einfluss auf die Ergebnisse hat, wird nach weiteren Verfahren gesucht, die bei gleicher Erkennungsqualität den Zeitaufwand reduzieren. In dieser Arbeit werden Algorithmen vorgestellt, deren Ziel es ist, eine Verringerung des Rechenaufwands zu erreichen (siehe Abs. 4.2).

3.4 Radontransformation und Houghtransformation

Die Radon- und die Houghtransformation sind in der medizinischen Bildverarbeitung bekannte und verbreitete Verfahren. Sie können in ihrer generalisierten Form auch zur Faltung und somit auch zur Kreuzkorrelation verwendet werden [BL02, PIK92, Dea83,

LOPR97]. Die in dieser Arbeit vorgestellten MIKV (siehe Abs. 4.2) können ebenso als ein Spezialfall der Radontransformation angesehen werden. Daher werden die Grundlagen dieser Transformationen kurz vorgestellt. Anschließend wird kurz auf die Beziehungen zwischen den Transformationen eingegangen.

3.4.1 Die Radontransformation

Die Radontransformation bildet die Grundlage für die Verarbeitung der bei der Computertomographie aufgenommenen Daten. Daher ist diese Transformation in der medizinischen Bildverarbeitung sehr verbreitet. Sie geht auf den Mathematiker Johann Radon zurück [Rad17]. Bei der Radontransformation wird, bezogen auf das Anwendungsgebiet dieser Arbeit, ein Bild vom Bildraum (x, y) in ein anderen Parameterraum (p, ξ) abgebildet, wobei p und ξ Parametervektoren beliebiger Dimension sind. Die nachfolgende Abbildung 3.3 verdeutlicht das Prinzip der Radontransformation an einem zweidimensionalen Beispiel, bei der $p = \xi \cdot \chi = (x \cos \phi + y \sin \phi)$ und $\xi = (\cos \phi, \sin \phi)$ ist. Das Integral entlang der Geraden g im Bildraum entspricht dem Wert des entsprechenden Punktes im Parameterraum.

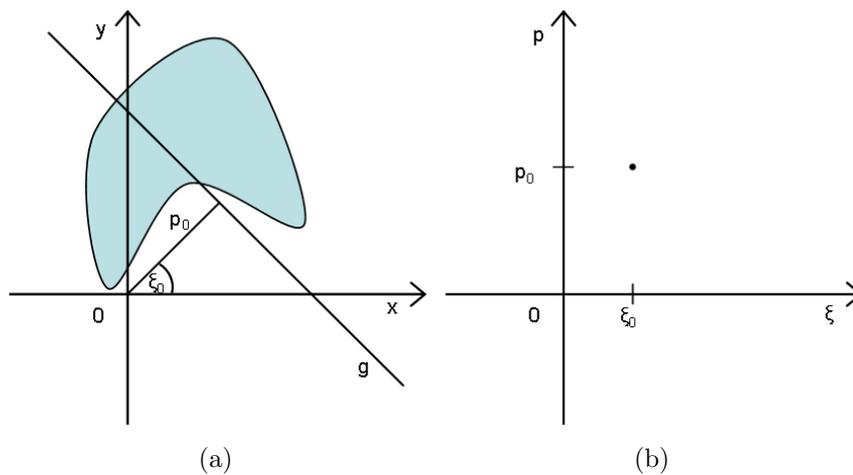


Abbildung 3.3: *Prinzip der Radontransformation am Beispiel der Abbildung einer Linie im (x, y) -Raum (a) in einem Punkt im (p, ξ) -Raum (b). Der Wert des Punktes entspricht dem Integral entlang der Geraden g .*

Die Radontransformation für den kontinuierlichen zweidimensionalen Fall ist nach der Notation von S.R. Deans [Dea83] folgendermaßen definiert⁴:

$$\hat{g}(p, \xi) = \int f(\chi) \cdot \delta(p - \xi \cdot \chi) d\chi \quad (3.15)$$

⁴ Weitere Definitionen der Radontransformation, der generalisierten Radontransformation sowie der diskreten Radontransformation sind in der Literatur unter [HT96, Dea83, Dea81, Dea83, Rad17, LOPR97, IK88] ausführlich beschrieben.

$$\begin{aligned}
 & \chi \text{ einem Vektor mit } x\text{- und } y\text{-Komponenten entspricht} \\
 & f(\chi) \text{ entspricht } f(x, y) \\
 \text{wobei} \quad & \xi = (\cos \phi, \sin \phi) \\
 & p = \xi \cdot \chi = (x \cos \phi + y \sin \phi) \\
 & \delta(x) = \begin{cases} 1 & \text{für } x = 0 \\ 0 & \text{für } x \neq 0. \end{cases}
 \end{aligned}$$

Von besonderem Interesse ist die zweidimensionale diskrete Radontransformation, die folgendermaßen definiert werden kann⁵:

$$\hat{g}[l] = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} b[i, j] \delta(j - \phi(i; l)) \quad (3.16)$$

$$\begin{aligned}
 \text{wobei} \quad & l = (l_1, l_2, \dots, l_\eta) \\
 & 0 = j - \phi(i; l).
 \end{aligned}$$

Dabei entspricht \hat{g} der diskreten generalisierten Radontransformation des Bildes $b[i, j]$ mit dem η -dimensionalen diskreten Parametervektor l . Das $\delta(x)$ entspricht der Kronecker-Deltafunktion. Das $\phi(i; l)$ entspricht einer diskreten Parameterkurve. Somit hat der Punkt $b[i, j]$ an der Stelle $[l]$ Einfluss auf das Ergebnis \hat{g} , an der $j - \phi(i; l)$ Null ist.

Die Parameterkurve $\phi(i; l)$ kann beliebig gewählt werden. Sie kann also auch die Werte und Positionen aller Pixel eines Bildes beinhalten. Somit ist auch die vollständige Kreuzkorrelation eines Bildes mit einem so definierten Template möglich. In dieser Form ist eine solche Transformation jedoch sehr zeitaufwendig.

In der Publikation von Hansen und Toft [HT96] wird eine Bildpunkt-Mapping-Technik („Image Point Mapping“) zur schnelleren Berechnung der Radontransformation vorgestellt. Kernpunkt ist dabei, dass die Berechnung der Summation nur für Bildpunkte ungleich Null und nur für Punkte notwendig ist, bei der $\delta(j - \phi(i; l))$ ungleich Null wird.

Diese Kombination aus der oben beschriebenen Kreuzkorrelation über die generalisierte Radontransformation und der „Image Point Mapping“-Technik ist die Grundlage für die listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (siehe Abs. 4.1).

3.4.2 Die Houghtransformation

Die Houghtransformation [Hou62] ist eine in der Bildverarbeitung verbreitete Transformation, die zur Detektion von Linien und Kreisen verwendet wird. Zur Detektion von Geraden wird bei der Houghtransformation die Position eines segmentierten und binarisierten Punktes im Bildraum in einen Parameterraum mit den Parametern Anstieg m und Achsenabschnitt b einer Geradengleichung übertragen.

$$y = m \cdot x + b \quad (3.17)$$

⁵ Darstellung entspricht der Notation aus der Publikation von Hansen und Toft [HT96].

Die Abbildung 3.4 verdeutlicht das Prinzip an einem Beispiel. Der Parameterraum wird als sogenanntes Akkumulatorarray implementiert und für jeden Punkt an jeder Stelle der sich ergebenden Geraden wird der Wert im Akkumulatorarray um Eins erhöht. Befinden sich Punkte auf einer Linie, schneiden sich die Geraden an einem Punkt im Parameterraum. Somit erhält man ein lokales Maximum an dieser Stelle.

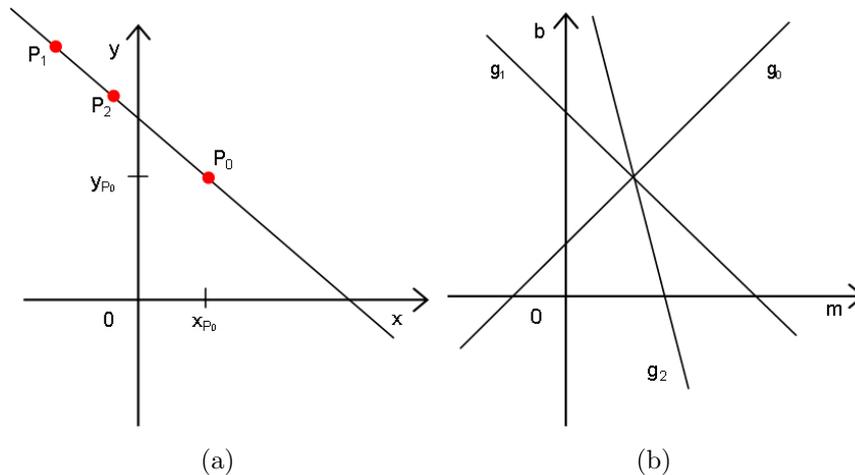


Abbildung 3.4: Prinzip der Houghtransformation am Beispiel von Punkten, die sich auf einer Linie im (x, y) -Raum (a) befinden. Pro Punkt existiert eine Gerade im (b, m) -Raum, der durch die Geradengleichung (siehe **Gl. 3.17**) definiert ist. Es entsteht ein Geradenbüschel, deren Geraden sich in einen Punkt im (b, m) -Raum schneiden (b).

Formal kann die Houghtransformation für Geraden im diskreten zweidimensionalen Fall wie folgt definiert werden:

$$\check{g}[x, y] = \sum_{i,j} f_b[i, j] \delta((j - i) \cdot (x - y)) \quad (3.18)$$

$$\text{wobei } \delta(x) = \begin{cases} 1 & \text{fr } x = 0 \\ 0 & \text{fr } x \neq 0 \end{cases}$$

Dabei ist die Ausdehnung des Akkumulatorarrays $\check{g}[x, y]$ auf einen vorher festgelegten Bereich begrenzt. Weitere formale Definitionen der Houghtransformation für den kontinuierlichen Fall unter Verwendung der Hesseschen Normalform als Geradengleichung finden sich in der Literatur [PIK92, Ols99, Dea83, IK88, BB82, DH72, Pra78, LOPR97]. Die Houghtransformation wurde im Weiteren zunächst auf Kreisformen und schließlich auf beliebige Formen, als generalisierte Houghtransformation bezeichnet, erweitert. Dadurch ist die Houghtransformation in der Bildverarbeitung mittlerweile stark verbreitet.

Wie bei der Radontransformation kann die generalisierte Houghtransformation zur binären Kreuzkorrelation verwendet werden, wenn alle Werte eines binären Bildes als Parameterkurve verwendet werden [PIK92].

3.4.3 Beziehungen zwischen Hough- und Radontransformation

Die Verbindung zwischen der Hough- und Radontransformation werden in der Veröffentlichung von Deans [Dea83] wie folgt beschrieben: „Seit [Dea81] ist es offensichtlich, dass die Houghtransformation ein Spezialfall der Radontransformation ist“. Nach [PIK92] ist dies jedoch nicht bewiesen, sondern gilt nur unter speziellen Rahmenbedingungen.

An den obigen Abbildungen (Abb. 3.3 und Abb. 3.4) kann die Ähnlichkeit der Transformationen verdeutlicht werden. Geht man davon aus, dass die Parameterräume der beiden Transformationen gleich sind und alle Pixel des Objektes in Abbildung 3.3 binarisierte Punkte entsprechend der Houghtransformation sind, ist offensichtlich, dass für jeden dieser Punkte im Akkumulatorarray der Houghtransformation eine Linie erscheint, die sich alle an der gleichen Position wie bei der Radontransformation schneiden und somit einen deutlichen Peak verursachen. Die Höhe dieses Peaks ist von der Anzahl der Pixel, die sich auf der Linie der Abbildung 3.3 befinden, abhängig. Man kann also wie bei der Radontransformation sagen, dass dies dem Integral entlang der Linie entspricht.

Betrachtet man andererseits einen Punkt auf der Linie in Abbildung 3.3, der sich innerhalb des Objektes befindet, und betrachtet man an welchen Positionen im Parameterraum der Radontransformation dieser Punkt Einfluss auf das Ergebnis hat, indem an jeder Stelle im Parameterraum der Wert dieses Pixels aufsummiert wird, stellt man fest, dass dies einer Geraden im Parameterraum ähnlich der Houghtransformation entspricht. Wiederholt man dies für mehrere Punkte auf dieser Linie, erhält man das gleiche Geradenbüschel mit dem entsprechendem Peak wie bei der Houghtransformation.

Die Implementierung der Houghtransformation mittels eines Akkumulatorarrays, die ursprüngliche Beschränkung auf Binärbilder sowie die ursprüngliche Beschränkung auf spezielle Parameterkurven, wie der Geraden oder des Kreises, grenzen die Houghtransformation von der 1917 entwickelten Radontransformation [Rad17] ab.

3.4.4 Beziehungen zu anderen Transformationen und zur Kreuzkorrelation

In der Publikation von Deans [Dea83] werden die Beziehungen der Radontransformation zur Fouriertransformation [Fou22] diskutiert. Die eindimensionale Fouriertransformation der Radontransformierten eines Bildes entlang der radialen Verschiebung der Radontransformierten entspricht der Fouriertransformierten des Bildes. Auch die Gegenrichtung sowie die Umsetzung dieser Beziehungen über das Zentralschnitt-Theorem wird in der Publikation von Deans dargelegt. Die Anwendung dieses Zentralschnitt-Theorems zur schnellen Berechnung der Radontransformation über die Fast Fouriertransformation (FFT) [CT65] wird in der Veröffentlichung von Beyerer und León [BL02] anhand von Texturbeispielen dargelegt. Ebenfalls wird hier die Radontransformation als verallgemeinerte Kreuzkorrelationsfunktion vorgestellt. Entgegen der Publikation von Hansen und Toft [HT96], bei dem beliebige parametrische Kurven radontransformiert werden, wird hier die direkte Beziehung

zwischen der Kreuzkorrelation und der Radontransformation für vollständige Bilder hergestellt, indem das vollständige Template als Parameterkurve angesehen wird. Andererseits wird in der Veröffentlichung von Hansen und Toft [HT96] die Radontransformation mit Hilfe des „Image-Point-Mapping“ für beliebig parametrische Kurven durchgeführt. In der Veröffentlichung von Guil u. a. [GGLZ99] wird wiederum die Houghtransformation unter Verwendung von Merkmalspunkten, die in Merkmalstabellen gespeichert werden und neben der Position, den Winkel der binarisierten Kurven beinhalten, vorgestellt.

Wie oben bereits beschrieben, bilden diese vorgestellten Verfahren die Grundlage für die in den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 4.1) vorgestellten listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren.

3.5 Verfahren zum Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren

Die in den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 4.1) vorgestellten MKV werden in dieser Arbeit mit Hilfe verschiedener Anwendungsfälle miteinander verglichen und den PKV gegenübergestellt. Auch der Einfluss der anschließend vorgestellten regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3) wird untersucht. Für diese Untersuchungen werden unterschiedliche Vergleichsmaße verwendet. Diese werden im Folgenden kurz vorgestellt.

3.5.1 Positionsüberprüfung

Die erste Methode stellt die Überprüfung der korrekt detektierten Position eines Templates dar. Als erste Teilaufgabe ist dazu die Ermittlung der potentiell korrekten Position aus dem Koeffizientenbild notwendig.

Als Ergebnis der Kreuzkorrelation erhält man meist ein Koeffizientenbild in der Form $g[x, y]$. Befindet sich das passende Template nur einmal im Bild und soll auch nur die beste Übereinstimmung gefunden werden, kann das globale Maximum verwendet werden. Befinden sich mehrere Objekte im Bild, deren Position auch bestimmt werden soll, müssen die lokalen Maxima bestimmt werden.

Ein Verfahren, mit dem man mehrere lokale Maxima detektieren kann, wird im Folgenden vorgestellt. Dieses Verfahren wird im Abschnitt 6 für eine automatische Bestimmung von Templates verwendet [MBSR03].

Für die Suche von lokalen Maxima wird das Bild mit Hilfe eines nichtlinearen Ranglistenoperator, in diesem Fall ein Maximumoperator, sequentiell gefaltet. Im Gegensatz zur üblichen parallelen Faltung, bei der das Ergebnis in einem neuen Ergebnisbild gespeichert wird, wird bei der sequentiellen Faltung das Ergebnis der Faltung im Originalbild abgespeichert. Diese Operation wird zusätzlich mit inverser Richtung bzw. mit einem dem 180° gedrehten Bild durchgeführt. Die Ergebnisse beider Faltungen werden UND-Verknüpft. Hierdurch werden lokale Maxima gefunden, die weiter als eine Faltungsmaskenbreite voneinander entfernt sind.

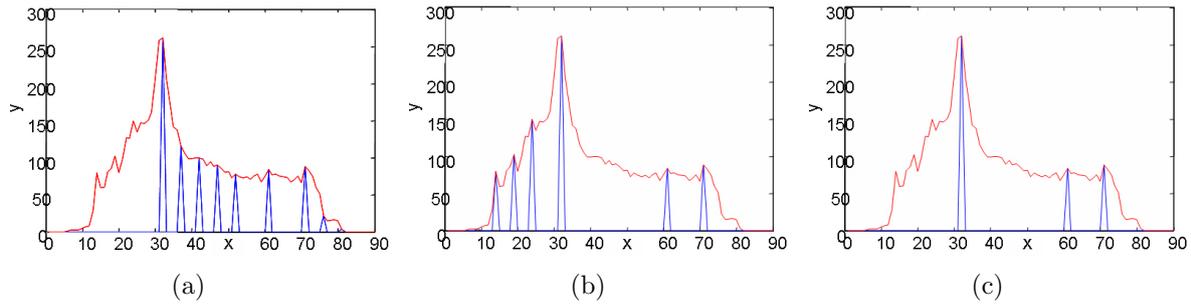


Abbildung 3.5: Ergebnis eines sequentiellen Maximumfilters, angewendet auf einen eindimensionalen Beispielsignalverlauf. rot - Signal; blau - Ergebnis der Maximumfilterung. (a) Maximumfilterung von links nach rechts; (b) Maximumfilterung vor rechts nach links; (c) Und-Verknüpfung beider Ergebnisse.

Die Abbildung 3.5 zeigt ein Beispiel eines eindimensionalen Signalverlaufs, anhand dessen das obige Verfahren veranschaulicht werden kann. Es ist zu erkennen, dass bei einer Faltung von links nach rechts (siehe Abb. 3.5a) nach dem lokalen Maximum bei abfallendem Signalverlauf mehrere inkorrekte lokale Maxima detektiert werden. Invers dazu werden bei einer sequentiellen Faltung in die entgegengesetzte Richtung (siehe Abb. 3.5b) an den Stellen, an denen vorher falsche lokale Maxima detektiert werden, keine falsche lokale Maxima detektiert. Durch die Und-Verknüpfung der Ergebnisse verbleiben nur noch lokale Maxima mit einem, der Größe der Faltungsmaske entsprechenden Abstand zueinander. In der weiteren Verarbeitungsfolge können zum Beispiel durch einen dynamischen Schwellwert relevante lokale Maxima ermittelt werden.

An den Stellen, an denen ein Maximum existiert, wird davon ausgegangen, dass sich an dieser Stelle das gesuchte Objekt befindet.

Vorausgesetzt die korrekten Positionen der Objekte sind bekannt, können die Positionen der durch das obige Verfahren gefundenen Objekte mit den korrekten Positionen verglichen werden. Da bei praktischen Anwendungen die korrekte Position nicht immer zweifelsfrei festgelegt werden kann, wird für diesen Vergleich ein Bereich um die bekannte Objektposition definiert. Ist die Position des detektierten Objekts innerhalb dieses Bereiches, wird das Objekt als korrekt detektiert angesehen. Der Bereich kann je nach Aufgabenstellung beliebig gewählt werden. Das Verhältnis der Anzahl der korrekt detektierten Positionen zu der Gesamtzahl der Objektpositionen kann ausgewertet werden.

Eine andere Möglichkeit besteht in der Berechnung des Abstandes zwischen der korrekten Position und der detektierten Position. Wird ein Objekt, zum Beispiel durch eine Störung, an einer falschen Stelle detektiert, ist der Abstand zur korrekten Position meist sehr groß. Hierdurch wird das Ergebnis stark verfälscht. Somit ist dieser Vergleich nur sinnvoll, wenn alle Objekte innerhalb des definierten Bereiches detektiert werden.

3.5.2 Koeffizienten der Kreuzkorrelation als Vergleichsmaß

In der vorliegenden Arbeit werden die maximalen Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren miteinander verglichen. Die Koeffizienten der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren haben jedoch unterschiedliche Wertebereiche. Folglich ist ein direkter Vergleich der maximalen Koeffizienten nicht sinnvoll. Jedoch sind die Änderungen der maximalen Koeffizienten bei sich ändernden Bedingungen interessant. Daher werden die Verläufe der maximalen Koeffizienten miteinander verglichen. Um die Verläufe trotz unterschiedlicher Wertebereiche in einem Diagramm sinnvoll darstellen zu können, werden die Verläufe auf einen einheitlichen Wertebereich mit Hilfe der linearen Grauwertskalierung (**Gl. 4.12**) skaliert.

Die Skalierung zwischen dem minimalen und maximalen Koeffizienten eines Koeffizientenbildes ist abhängig vom Bildinhalt. Da dieser variabel ist, ist dies ein ungünstiges Vergleichsmaß. Es werden Skalierungsfaktoren verwendet, die mindestens innerhalb einer Analyse konstant bleiben. Die Bestimmung dieser Skalierungsfaktoren erfolgt in unterschiedlicher Art und Weise.

Beispielhaft werden zwei Möglichkeiten für die Skalierung der Koeffizienten der PxKK vorgestellt.

Die PxKK kann mit Hilfe des maximal möglichen Koeffizienten normiert werden. Dieser wird durch die Größe des Templates und den maximalen Grauwert bestimmt (**Gl. 3.19**).

$$\acute{g}[x, y] = \frac{g[x, y]}{N \cdot M \cdot b_{max}} \quad (3.19)$$

wobei $b_{max} = 255$

Der maximale Wert 1 wird jedoch nur erreicht, wenn alle Punkte des Templates den maximalen Wert haben. Ein anderer Ansatz verwendet den Inhalt des Templates, um den Skalierungsfaktor festzulegen (**Gl. 3.20**).

$$\acute{g}[x, y] = \frac{g[x, y]}{\sum_{i,j} h[i, j] \cdot b_{max}} \quad (3.20)$$

wobei $b_{max} = 255$
wobei $i = 0 \dots N_h - 1$
 $j = 0 \dots M_h - 1$

Die Koeffizienten der MIKV können mit Hilfe der gleichen Maximalwerte wie die PxKK skaliert werden, wobei sich die Berechnung nur durch die Verwendung der entsprechenden listenbasierten Berechnungen unterscheidet (siehe Abs. 4.1).

3.5.3 Peak-Signal-to-Noise-Ratio (PSNR) als Vergleichsmaß

Da sich die Koeffizienten, wie oben beschrieben, nicht direkt als Vergleichsmaß nutzen lassen, wird im Rahmen dieser Arbeit zusätzlich das „Peak-Signal-to-Noise-Ratio“ (PSNR) (Peak Signal to Noise Ratio) als Vergleichsmaß verwendet. Beim PSNR wird der maximale Peak ins Verhältnis zu den Werten in der umgebenden Region ($M_h \times N_h$) gesetzt. Es wird folgendermaßen definiert:

$$PSNR = 10 \cdot \log \left(\frac{(f[x, y] - \bar{f})^2}{\frac{1}{M_h \cdot N_h - 1} \cdot \sum_{j,i} (f[i, j] - \bar{f})^2} \right) \quad (3.21)$$

x, y Position des detektierten Templates

$$\text{wobei } i = -\frac{(N_h - 1)}{2} \dots \frac{(N_h - 1)}{2}$$

$$j = -\frac{(M_h - 1)}{2} \dots \frac{(M_h - 1)}{2}.$$

Die Größe der umgebenden Region für die Berechnung des PSNR ist je nach Aufgabenstellung unterschiedlich. Die Größe des Templates bestimmt meist die Größe der Region. Zudem bleibt die Größe der Region innerhalb einer Analyse konstant.

Ein hohes PSNR zeigt an, dass sich der Peak deutlich von der Umgebung abhebt. Für die Verwendung der Kreuzkorrelationsverfahren als Templatematchingverfahren ist dies wichtig, da sich so das lokale Maxima leicht bestimmen lässt. Ein negatives PSNR zeigt, dass der Peak kleiner als der Mittelwert der Region ist. Dies ist ein Anzeichen für ein falsch detektiertes Template.

4 Methodik der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren

4.1 Methodik der listenbasierten Verfahren

Im obigen Abschnitt (siehe Abs. 3.1.2) wurde die listenbasierte Repräsentationsform von Bildern vorgestellt (**Gl. 3.5**). Diese Repräsentationsform ist Grundlage für die im Folgenden vorgestellten Algorithmen. Prinzipiell können auf Bilder in der unter (**Gl. 3.5**) dargestellten Repräsentationsform alle Bildoperationen angewendet werden. Einige Operationen erweisen sich als vorteilhaft, da die Beschränkungen der Topologie des Bildes entfallen. Im Folgenden sollen die für diese Arbeit notwendigen Definitionen und Operationen für diesen Kontext zusammengefasst werden.

4.1.1 Grundlage der listenbasierten Operationen

Die Information über die Position der Pixel ist in der Listenform (**Gl. 3.5**) nicht über die Indizes der Bildmatrix gegeben, da die Bildlisten unsortiert sein können. Die x - und y -Position sind in Vektoren gespeichert. Für viele Berechnungen ist die Bestimmung der Ergebnisposition im Bild in Abhängigkeit von der Position der an der Operation beteiligten Pixel notwendig. Meist wird diese durch übereinstimmende Indizes der Operanden bestimmt. Dies kann durch das Kronecker-Delta ausgedrückt werden:

$$\delta(ij) = \begin{cases} 1 & \text{falls } i = j \\ 0 & \text{falls } i \neq j \end{cases} \quad (4.1)$$

bzw.

$$\delta(x) = \begin{cases} 1 & \text{falls } x = 0 \\ 0 & \text{falls } x \neq 0. \end{cases} \quad (4.2)$$

Das Ergebnis einer Rechenoperation mit Bildlisten kann entweder ein skalarer Wert, ein Bild oder wieder eine Bildliste sein. Da Bildlisten unsortiert sind sowie bei mehreren Operanden, die Ausgangslisten unterschiedliche Länge haben können ist eine Zuordnung von Ausgangs- zu Ergebniswerten über den Index der Bildliste in der Praxis nur schwierig möglich. Daher ist meist eine Bildmatrix ($g[x, y]$) das Ergebnis der verwendeten Operationen. Als Beispiel ist in (**Gl. 4.3**) eine listenbasierte Multiplikation zweier Bildlisten b und h dargestellt.

$$g[x, y] = \sum_{j,i} b_v[i] \cdot h_v[j] \cdot \delta(x - b_x[i]) \cdot \delta(x - h_x[j]) \cdot \delta(y - b_y[i]) \cdot \delta(y - h_y[j]) \quad (4.3)$$

$$\text{für: } \begin{aligned} x &= 1, \dots, N_g; \quad y = 1, \dots, M_g; \\ i &= 1, \dots, L_b; \quad j = 1, \dots, L_h \end{aligned}$$

Die Formel (**Gl. 4.3**) kann durch die Unterteilung in die eigentliche Operation und in die Positionsbestimmung innerhalb der Ergebnismatrix g wie folgt vereinfacht werden:

$$g[x, y] = \sum_{j,i} c_{i,j} \cdot P_{x,y,i,j} \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} c_{i,j} &= b_v[i] \cdot h_v[j] \\ P_{x,y,i,j} &= \delta(x - b_x[i]) \cdot \delta(x - h_x[j]) \cdot \\ \text{wobei} & \quad \delta(y - b_y[i]) \cdot \delta(y - h_y[j]) \\ x &= 1 \dots N_g; \quad y = 1 \dots M_g; \\ i &= 1 \dots L_b; \quad j = 1 \dots L_h, \end{aligned}$$

wobei $c_{i,j}$ der Operation entspricht und P festlegt, welche Operanden miteinander verknüpft werden und an welcher Stelle das Ergebnis der Operation $c_{i,j}$ Einfluss auf die Ergebnismatrix hat.

4.1.2 Listenbasierte Operationen

Durch die Notation als Vektoren sind viele notwendige Operationen bereits definiert. Im Anhang (Abs. A.1) werden grundlegende Operationen auf Grundlage des allgemeinen Aufbaus der listenbasierten Operationen (**Gl. 4.4**) beispielhaft vorgestellt. Im Folgenden werden die für die vorliegende Arbeit wichtigsten listenbasierten Operationen vorgestellt.

4.1.2.1 Listenbasierte Berechnung globaler Bildparameter

Die listenbasierte Berechnung der globalen Bildparameter wie der globalen Energie e_b , (**Gl. 4.5**) des globalen Mittelwertes \bar{b} (**Gl. 4.6**) und der globalen Standardabweichung σ_b (**Gl. 4.7**) kann folgendermaßen erfolgen:

$$e_b = \sum_{i=1}^{L_b} b_v[i]^2 \quad (4.5)$$

$$\bar{b} = \frac{1}{L_b} \cdot \sum_{i=1}^{L_b} b_v[i] \quad (4.6)$$

$$\sigma_b = \sqrt{\frac{1}{L_b} \cdot \sum_{i=1}^{L_b} (b_v[i] - \bar{b})^2} \quad (4.7)$$

$$\text{für } L_b = N_b \cdot M_b.$$

Das Histogramm einer Bildliste ergibt sich aus:

$$H[g] = \frac{1}{L_b} \cdot \sum_{i=1}^{L_b} \delta(g - b_v[i]) \quad (4.8)$$

für $L_b = N \cdot M; g = 1, \dots, 255$,

wobei $H[g]$ der relativen Häufigkeit des Grauwertes g entspricht.

4.1.2.2 Lokale Bildparameter

Bei der Berechnung lokaler Bildparameter wird eine Region festgelegt, über den der lokale Bildparameter berechnet wird. Somit hat ein einzelner Bildpunkt bzw. das Ergebnis einer Operation in Abhängigkeit von der Größe des lokalen Bereiches an mehreren Stellen Einfluss auf das Ergebnisbild. Bei Verwendung der listenbasierten Repräsentationsform muss das Ergebnis der entsprechenden Operation an mehreren Stellen der Summationsmatrix aufsummiert werden. Als Vertreter der listenbasierten lokalen Bildparameter werden im Folgenden der lokale Mittelwert, die lokale Varianz und die lokale Energie dargestellt:

$$e_b[x, y] = \sum_{i=1}^{L_b} b_v[i]^2 \cdot P_{x,y,i} \quad (4.9)$$

$$\bar{b}[x, y] = \sum_{i=1}^{L_b} \frac{1}{N_h \cdot M_h} \cdot b_v[i] \cdot P_{x,y,i} \quad (4.10)$$

$$\sigma_b[x, y] = \sum_{i=1}^{L_b} (b_v[i] - \bar{b}[x, y]) \cdot P_{x,y,i} \quad (4.11)$$

$$P_{x,y,i} = \begin{cases} 1 & \text{für } (x - (N_h - 1) / 2 \leq b_x[i] \leq x + (N_h - 1) / 2) \wedge \\ & (y - (M_h - 1) / 2 \leq b_y[i] \leq y + (M_h - 1) / 2) \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases}$$

wobei N_h und M_h die Größe des lokalen Bereiches ist.

Für die Berechnung der lokalen Bildparameter wird für jeden Ergebnisbildpunkt jeder Operation überprüft, ob das Ergebnis innerhalb des lokalen Bereiches ist.

4.1.2.3 Listenbasierte Grauwertskalierung

Die pixelbasierte lineare Grauwertskalierung ist folgendermaßen definiert:

$$g[x, y] = (b[x, y] + C1) \cdot C2, \quad (4.12)$$

wobei mit Hilfe von $C1 \neq 0$ eine Helligkeitsänderung und mit $C2 \neq 1$ eine Kontrastveränderung erreicht werden kann.

Die listenbasierte lineare Grauwertskalierung entsprechend Gleichung (**Gl. 4.12**) von Bildern kann mit Hilfe der Formel (**Gl. 4.13**) folgendermaßen realisiert werden:

$$\begin{pmatrix} g_x[i] \\ g_y[i] \\ g_v[i] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_x[i] \\ b_y[i] \\ (b_v[i] + C1) \cdot C2 \end{pmatrix} \quad (4.13)$$

für $i = 1, \dots, L_b$

4.1.2.4 Listenoperationen zum Zusammenfügen zweier Listen

Für die Verwaltung der Bildlisten sind weitere Operationen notwendig. Ein Beispiel hierfür ist das Zusammenfügen zweier Listen, was durch Hintereinanderhängen beider Bildlisten erfolgen kann.

$$\begin{pmatrix} g_x[k] \\ g_y[k] \\ g_v[k] \end{pmatrix} = \begin{cases} \begin{pmatrix} b_x[k] \\ b_y[k] \\ b_v[k] \end{pmatrix} & \text{für } k \leq L_b \\ \begin{pmatrix} h_x[k - L_b] \\ h_y[k - L_b] \\ h_v[k - L_b] \end{pmatrix} & \text{für } k > L_b \end{cases} \quad (4.14)$$

für $k = 1, \dots, L_b + L_h$

Dadurch ist es möglich, dass eine Bildposition mit zwei unterschiedlichen Werten belegt ist. In einem solchen Fall können die Werte mit Hilfe verschiedener Operationen verknüpft werden. Der Mittelwert, das Minimum oder das Maximum sind Beispiele solcher Verknüpfungsoperationen. Auf diese weiteren Listenoperationen, wie z. B. das Sortieren der Liste nach der Größe der Werte b_v oder der x - bzw. der y -Position, wird jedoch nicht näher eingegangen, da diese Operationen nicht den Schwerpunkt dieser Arbeit bilden.

4.1.3 Listenbasierte Faltung

Die Faltung ist eine bedeutende Operation in der Signal- und Bildverarbeitung. Sie ist die Grundlage vieler lokaler Operatoren der Bildverarbeitung. Sie ist für zweidimensionale Bilder mit einer ungeraden Größe des Faltungskerns folgendermaßen definiert:

$$g[x, y] = \sum_{j,i} h[i, j] b[x - i, y - j] \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} x &= 1 \dots N_b; \quad y = 1 \dots M_b \\ \text{wobei } i &= -\frac{(N_h-1)}{2} \dots \frac{(N_h-1)}{2} \\ j &= -\frac{(M_h-1)}{2} \dots \frac{(M_h-1)}{2}. \end{aligned}$$

	x					
y		0	1	2	3	4
0		0	0	10	0	0
1		1	0	0	2	0
2		0	0	11	0	0
3		0	0	0	0	0
4		0	0	0	5	0

*

=

	x							
y		-2	-1	0	1	2	3	4
-2		0	0	0	100	0	0	0
-1		0	10	0	0	40	0	0
0		0	0	2	220	0	4	0
1		0	11	0	0	44	0	0
2		0	0	0	121	50	0	0
3		0	0	0	0	0	10	0
4		0	0	0	0	55	0	0

Abbildung 4.1: Beispiel des Ergebnisses der Faltung eines 5×5 Bildes mit einer 3×3 Faltungsmaske. Das Randproblem wird durch Auffüllen mit Nullen gelöst.

Für jeden Pixel des Ergebnisbildes $g[x, y]$ wird ein Wert entsprechend Gleichung (**Gl. 4.15**) berechnet. Somit wird für diesen Algorithmus eine Rechenzeit von $O(N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h)$ benötigt. Bei der Faltung nach (**Gl. 4.15**) wird jeder Punkt von h mit einem korrespondierenden Bildpunkt b multipliziert, das Ergebnis wird aufsummiert und auf g abgespeichert.

Bei weiterer Analyse des Faltungsalgorithmus ist zu erkennen, dass jeder Bildpunkt von b genau einmal mit jedem Bildpunkt von h multipliziert wird und somit diese Multiplikation nur an einer Stelle des Ergebnisbildes Einfluss auf dieses hat. Betrachtet man g als eine Summationsmatrix, kann das Ergebnis jeder Multiplikation in dieser Summationsmatrix aufsummiert werden. Dazu ist es notwendig, die Stelle zu ermitteln, an der das Produkt, laut (**Gl. 4.15**), innerhalb der Summationsmatrix Einfluss auf das Ergebnis hat. Diese Position kann mittels der x - und y -Koordinaten der Pixel der Bilder b und h berechnet werden. Bei Verwendung der listenbasierten Form nach (**Gl. 3.5**) kann dies folgendermaßen berechnet werden:

$$\begin{aligned} x &= (b_x[i] + h_x[j] - N_h + 1) \\ y &= (b_y[i] + h_y[j] - M_h + 1). \end{aligned} \quad (4.16)$$

Die Korrektur mit $N_h + 1$ und $M_h + 1$ wird verwendet, damit der erste Punkt bei dem alle Werte des Bildes verwendet werden, an der Position $[0, 0]$ liegt. Formal kann die Faltung somit in Listenform nach Gleichung (**Gl. 4.4**) folgendermaßen beschrieben werden:

$$\begin{aligned} c_{i,j} &= b_v[i] \cdot h_v[j] \\ P_{x,y,i,j} &= \delta(x - (h_x[j] + b_x[i] - N_h + 1)) \cdot \\ &\quad \delta(y - (h_y[j] + b_y[i] - M_h + 1)). \end{aligned} \quad (4.17)$$

In dieser Form benötigt ein Algorithmus zur Umsetzung der Gleichung (**Gl. 4.17**) eine Rechenzeit von $O((N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h) \cdot N_g \cdot M_g)$. Es ist jedoch nicht nötig, jeden Punkt mit Hilfe von $P_{x,y,i,j}$ auf Übereinstimmung der Koordinaten zu überprüfen, da nur eine Stelle existiert, an der das Ergebnis der Multiplikation der Faltung Einfluss auf das

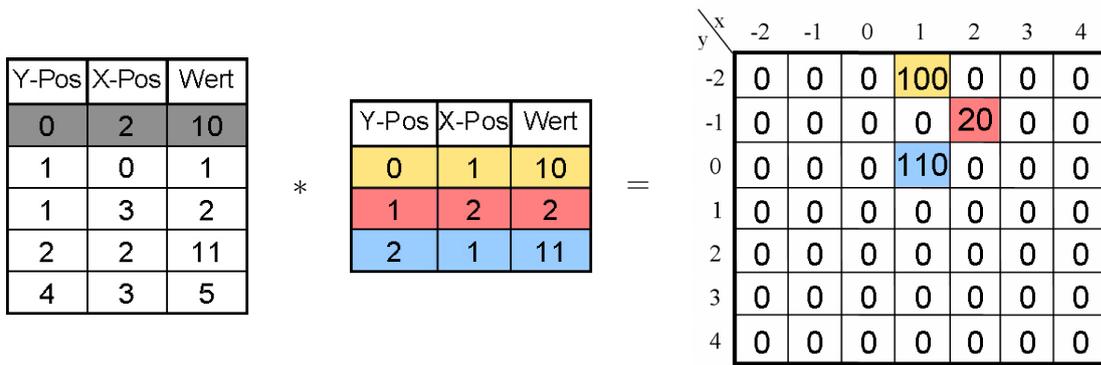


Abbildung 4.2: Beispiel des Ergebnisses eines Schrittes der listenbasierten Faltung des gleichen 5×5 Bildes mit der gleichen 3×3 Faltungsmaske aus der obigen Abbildung (siehe Abb. 4.1). Die Quellbilder sind in Listenform dargestellt.

Ergebnis hat. Mit Hilfe der obigen Gleichung (**Gl. 4.16**) kann jede Position, an der das Produkt in der Ergebnismatrix Einfluss auf das Ergebnis hat, berechnet werden. Somit ist es möglich, jeden Punkt von b mit jedem Punkt von h zu multiplizieren und das Ergebnis in der Summationsmatrix an der berechneten Stelle zu summieren. Der Zeitaufwand für diesen Algorithmus sinkt somit auf $O(L_b \cdot L_h)$. Da jedoch L_b und L_h bisher gleich viele Bildpunkte wie die Bilder g und h haben, ist der Rechenaufwand mit $O(N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h)$ zur pixelbasierten Faltung gleich.

Die Abbildung 4.2 zeigt die Bildlisten für das Bild und die Faltungsmaske aus dem obigen Beispiel (siehe Abb. 4.1) sowie das Ergebnis der Faltung des ersten Eintrags aus der Bildliste mit der gesamten Faltungsmaskenliste. In den Bildlisten sind nur die Werte ungleich Null dargestellt. Werden alle Einträge der Bildliste entsprechend der Gleichung (**Gl. 4.17**) gefaltet, ist das Ergebnis identisch zum Ergebnis der pixelbasierten Faltung (siehe Abb. 4.1).

Der Rechenaufwand dieses listenbasierten Algorithmus entspricht dem der zweidimensionalen pixelbasierten Faltung. Er besitzt jedoch den Vorteil, dass aus Sicht der Implementierung anstatt der notwendigen vier Schleifen nur zwei Schleifen notwendig sind (siehe Abs. 7.5.2). Ein weiterer großer Vorteil ist, dass es leicht möglich ist, den Rechenaufwand auf mehrere Rechenkerne zu verteilen. Dies kann durch beliebiges Zerlegen und Verteilen einer Bildliste geschehen. Dazu ist es notwendig in einem letzten Schritt die Ergebnisbilder der Teilberechnungen zu summieren.

Zusätzlich benötigt der Algorithmus Zeit zur Berechnung der Ergebnispositionen. Außerdem ist ein wahlfreier Zugriff auf den Speicher notwendig, wodurch bei großen Bildern der Cache der Prozessoren nicht ausgenutzt werden kann.

4.2 Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren

Die zweidimensionale Kreuzkorrelation ist in dieser Arbeit von zentralem Interesse. Sie ist der Faltung ähnlich und unterscheidet sich lediglich durch die nicht vorhandene Spiegelung des Bildes b von der Faltung. Sie ist im Rahmen dieser Arbeit bereits unter (**Gl. 3.8**) für zweidimensionale Bilder mit ungeraden N_h und M_h definiert.

Auch für die Kreuzkorrelation ist es notwendig, jeden Punkt von g entsprechend (**Gl. 3.8**) zu berechnen. Somit liegt auch hier der Berechnungsaufwand bei $O(N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h)$. Der größte Wert von g entspricht der höchsten Übereinstimmung zwischen b und h .

4.2.1 Listenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren

Entsprechend der Faltung (siehe Abs. 4.1.3) kann auch die Kreuzkorrelation in Listenform, folgend auch listenbasierte Kreuzkorrelation genannt, nach (**Gl. 4.4**) formalisiert werden:

$$\begin{aligned} c_{i,j} &= b_v[i] \cdot h_v[j] \\ P_{x,y,i,j} &= \delta(x - (b_x[i] - h_x[j])) \cdot \\ &\quad \delta(y - (b_y[i] - h_y[j])). \end{aligned} \quad (4.18)$$

Wie bei der Faltung ist die Berechnung der Position, an der das Produkt in der Summationsmatrix aufsummiert wird, möglich:

$$\begin{aligned} x &= (b_x[i] - h_x[j]) \\ y &= (b_y[i] - h_y[j]). \end{aligned} \quad (4.19)$$

Somit liegt der Rechenaufwand, wie bei der pixelbasierten Kreuzkorrelation (PxKK) bei $O(L_b \cdot L_h)$ bzw. bei $O(N_b \cdot M_b \cdot N_h \cdot M_h)$. Die Positionsbestimmung nach $P_{x,y,i,j}$ ist für alle folgenden listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren gleich und wird daher folgend nicht mehr angegeben.

Die im Abschnitt 3.3 vorgestellte Berechnung des pixelbasierten quadratischen Abstands eines Templates mit dem aktuellen Bild (**Gl. 3.7**), kann in listenbasierter Form nach Gleichung (**Gl. 3.5**) folgend formalisiert werden (MIQDKK):

$$c_{i,j} = (b_v[i] - h_v[j])^2. \quad (4.20)$$

Die listenbasierte normierte Kreuzkorrelation (MINKK) ist entsprechend der PxNKK (**Gl. 3.10**) folgendermaßen definiert:

$$c_{i,j} = \frac{b_v[i] \cdot h_v[j]}{\sqrt{e_h} \cdot \sqrt{e_b [(b_x[i] - h_x[j]), (b_y[i] - h_y[j])]}}, \quad (4.21)$$

wobei e_h nach (**Gl. 4.5**) berechnet werden kann.

Für die Berechnung der lokalen Energie des Bildes $e_b[x, y]$ nach (**Gl. 4.9**) wird die Größe der zu berechnenden Region entsprechend der Templategröße $N_h \times M_h$ gewählt. Die korrekte

Position, die für die Operation verwendet wird, kann über die Positionsbestimmung der Kreuzkorrelation (**Gl. 4.19**) berechnet werden.

Der empirische Kreuzkorrelationskoeffizient, der im Folgenden ebenfalls verwendet wird, kann als listenbasierte Form (MIEKK) folgendermaßen definiert werden:

$$c_{i,j} = \frac{\frac{1}{L_h} \left(b_v[i] - \overline{b[(b_x[i] - h_x[j]), (b_y[i] - h_y[j])]} \right) \cdot (h_v[j] - \bar{h})}{\sigma_h \cdot \sigma_b[(b_x[i] - h_x[j]), (b_y[i] - h_y[j])]} \quad (4.22)$$

Der benötigte lokale Mittelwert \bar{b} und die lokale Standardabweichung σ_b wird entsprechend Gleichung (**Gl. 4.6**) bzw. (**Gl. 4.7**) mit einer Region der gleichen Größe wie das Template $N_h \times M_h$ berechnet. Die Größe der Templateliste L_h entspricht der Anzahl der Templatepixel $L_h = N_h \cdot M_h$.

Ebenso verwendet die listenbasierte Kreuzkorrelation unter Verwendung der Kreuzkovarianz (MIKKK) (**Gl. 4.23**) den lokalen Mittelwert \bar{b} (**Gl. 4.6**).

$$c_{i,j} = \frac{1}{N_h \cdot M_h} \left(b_v[j] - \overline{b[(b_x[i] - h_x[j]), (b_y[i] - h_y[j])]} \right) (h_v[i] - \bar{h}) \quad (4.23)$$

Der Zeitaufwand der vorgestellten listenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren ist, wie bei den PxKV, durch viele Multiplikationen und Wurzelberechnungen sehr hoch. Entsprechend ist es möglich rechenaufwendige Operationen, wie die Multiplikation, durch schnellere zu approximieren. Hierdurch verschlechtert sich die Qualität des Templatematchings.

In der vorliegenden Arbeit wird überprüft, inwieweit die Qualität des Gesamtergebnisses bei den so veränderten Algorithmen den Anforderungen praktischer Aufgabenstellungen gerecht wird (siehe Abs. 5 und 6). Ein einfacher Ansatz einer solchen Vereinfachung ist ein schwellwertbasiertes Verfahren, bei dem das Bild und das Template binarisiert wird. Die Anzahl der übereinstimmenden Punkte, die größer sind als der Schwellwert, werden aufsummiert. Folgend ist die listenbasierte Form (MIBKK) dargestellt:

$$c_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{für } b_v[i] \wedge h_v[j] \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.24)$$

Diese Form der listenbasierten Kreuzkorrelation kann auch durch die generalisierte Houghtransformation erreicht werden, was im Abschnitt (Abs. 3.4) bereits diskutiert wurde.

Eine weitere Variante errechnet den Abstand über eine einfache Betragsdifferenz. Daraus ergibt sich folgende listenbasierte Form:

$$c_{i,j} = |b_v[i] - h_v[j]| \quad (4.25)$$

Zu beachten ist, dass bei diesem Verfahren die Stelle, an der sich das Minimum befindet, der Ort der besten Übereinstimmung ist. Um eine einheitliche Auswertung zu erreichen, wird im Rahmen dieser Arbeit eine weitere Variante verwendet, bei der die Differenz vom

maximalen Grauwert subtrahiert wird (**Gl. 4.26**). Sie wird im Folgenden als listenbasierte Differenz Kreuzkorrelation bezeichnet (MIDKK), wobei als maximaler Wert nicht der maximale Grauwert im Bild verwendet wird, sondern der maximal mögliche Wert des Wertebereichs, d. h. im Rahmen dieser Arbeit meist 255.

$$c_{i,j} = \max(b_v) - |b_v[i] - h_v[j]| \quad (4.26)$$

wobei $\max(b_v) = 255$

4.2.2 Geschwindigkeitsoptimierung der Algorithmen

Die im vorherigen Abschnitt vorgestellten listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren haben im Vergleich zu den klassischen Verfahren nur den Vorteil der Verwaltung in Listenform und somit die Möglichkeit den Rechenaufwand auf verschiedene Threads aufzuteilen. Der zusätzliche Rechenaufwand durch die Positionsberechnung und der wahlfreie Zugriff auf den Speicher sind Nachteile der listenbasierten Verfahren. Ziel ist es, den Rechenaufwand der Algorithmen zur Berechnung der MIKV zu reduzieren. Neben den klassischen Ansätzen, wie z. B. die Verringerung der Bildauflösung, erschließt sich eine weitere Möglichkeit der Geschwindigkeitsoptimierung, wenn man die Formel der Kreuzkorrelation (**Gl. 3.8**) bzw. der listenbasierten Variante (**Gl. 4.18**) genauer betrachtet. Ähnlich wie bei der Radontransformation und der „Image-Point-Mapping“-Technik, wird durch die Multiplikation in (**Gl. 4.18**) das Ergebnis $c_{i,j}$ Null, wenn $b_v[i]$ oder $h_v[j]$ Null werden (**Gl. 4.27**).

$$c_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{für } b_v[i] = 0 \vee h_v[j] = 0 \\ b_v[i] \cdot h_v[j] & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.27)$$

Bei der Kreuzkorrelation haben Nullen keinen Einfluss auf das Gesamtergebnis, da die Ergebnisse bei der Kreuzkorrelation entgegen alternativer Kreuzkorrelationsverfahren ausschließlich aufsummiert und nicht wie z. B. bei der PxNKK normiert werden (siehe Abs. 5.1). Somit können alle Multiplikationen, bei denen entweder ein Bild- oder ein Templatepixel Null ist, entfallen. Daher können in der listenbasierten Form alle Listeneinträge entfernt werden, die Null sind.

$$\begin{pmatrix} \acute{b}_x[j \cdot (1 - \delta(b_v[i]))] \\ \acute{b}_y[j \cdot (1 - \delta(b_v[i]))] \\ \acute{b}_v[j \cdot (1 - \delta(b_v[i]))] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_x[i] \\ b_y[i] \\ b_v[i] \end{pmatrix} \cdot (1 - \delta(b_v[i])) \quad (4.28)$$

In Gleichung (**Gl. 4.28**) entspricht j der neuen Listenposition der Bildliste \acute{b} . Die neue Bildliste \acute{b} enthält nur noch Elemente, bei denen $\acute{b}_v[j] \neq 0$ sind. Die Listenlänge $L_{\acute{b}}$ hängt also von der Anzahl der Nullen innerhalb der Ausgangsliste ab. Sie ist kleiner oder gleich der Länge der Ausgangsliste L_b . In Abhängigkeit von der Anzahl der Nullen im Bild und im Template kann so die Anzahl der Berechnungsschritte erheblich gesenkt werden, ohne

das Endergebnis zu beeinflussen.

Dies trifft jedoch nur zu, wenn die Bedingung (**Gl. 4.29**) erfüllt ist. Wird ein anderes Abstandsmaß, wie z. B. eine einfache Differenz (**Gl. 4.25**) oder eine Normierung (**Gl. 4.21**) verwendet, wird das Endergebnis verfälscht. Diese MKV werden durch das Weglassen der Nullen um die in der folgenden Gleichung (**Gl. 4.29**) dargestellte Bedingung erweitert:

$$\acute{c}_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{für } b_v[i] = 0 \vee h_v[j] = 0 \\ c_{i,j} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.29)$$

In den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 5 und 6) werden die Auswirkungen auf das Ergebnis der Kreuzkorrelation, die durch diese Geschwindigkeitsoptimierung hervorgerufen werden, näher untersucht.

Zu den MKV, bei denen die Bedingung für die Geschwindigkeitsoptimierung nicht erfüllt ist, gehören alle Kreuzkorrelationsverfahren mit einer Differenz als Abstandsmaß (z. B. (**Gl. 4.25**)), da die Subtraktion mit einer Null nicht ausschließlich Null ergibt. Somit sind diese listenbasierten Verfahren durch die Zusatzbedingung (**Gl. 4.29**) unterschiedlich zu den pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren. Im Abschnitt (Abs. 5.1) werden anhand eines einfachen Beispiels diese Unterschiede verdeutlicht.

Weiterhin werden Kreuzkorrelationsverfahren untersucht, die Operationen beinhalten, welche die Listengröße L verwenden, da diese unterschiedlich zur Größe des Bildes $N_b \cdot M_b$ sind. Zu diesen gehören zum Beispiel die lokalen und globalen Bildparameter. Beim lokalen Mittelwert (**Gl. 4.11**) wird zum Beispiel durch L_b dividiert. Die Größe der Liste ist nach der Geschwindigkeitsoptimierung meist kleiner als die Bildgröße $N_b \cdot M_b$. Größere Ergebniswerte sind in diesem Fall die Folge. Die empirische Kreuzkorrelation (**Gl. 4.21**) beinhaltet beispielsweise die Varianz. Somit hat die Geschwindigkeitsoptimierung auch Einfluss auf dieses Korrelationsergebnis.

4.2.3 Erstellung von Merkmalslisten zur merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation

Die im Abschnitt 4.2.2 beschriebene Geschwindigkeitsoptimierung der Listen ist nur dann effizient, wenn große Bereiche des Bildes Null sind. Dies ist bei Bildern, die zur Lösung praktischer Aufgabenstellungen verwendet werden, meist nicht der Fall (siehe Abs. 6). Durch verschiedene Vorverarbeitungsalgorithmen, zum Beispiel einem Schwellwertverfahren, können diese Bereiche erweitert werden. Hierdurch gehen jedoch auch Bildinformationen verloren. Es ist das Ziel, möglichst viele Bereiche im Bild auf Null zu setzen und gleichzeitig so wenig wie möglich wichtige Informationen zu verlieren. Durch Merkmalsextraktionsverfahren wird dieses Ziel erreicht.

Es können alle Merkmalsextraktionsverfahren verwendet werden, die einer Bildkoordinate zugeordnet werden können. Im Abschnitt 4.3 werden verschiedene Merkmalsextraktionsverfahren, wie Kanten- und Eckenerkennungsalgorithmen, vorgestellt, die als lokale Merkmale dienen können.

Die unter Berücksichtigung der Geschwindigkeitsoptimierung (*Gl. 4.29*) in Listenform übertragenen Ergebnisse der Merkmalsextraktion werden im Rahmen dieser Arbeit allgemein als Merkmalslisten bezeichnet. Die listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren, basierend auf diesen Merkmalslisten werden im Folgenden merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) genannt.

4.2.4 Randproblem der listenbasierten Faltungs- bzw. Kreuzkorrelationsverfahren

Das Randproblem der Faltung von Bildern kann auf verschiedene Weise gelöst werden [Jö5, LOPR97, Han00]. Bei der listenbasierten Faltung tritt das Problem durch Entstehen von negativen und zu großen Indizes auf. Mit Hilfe der bekannten Verfahren kann dieses Randproblem unterschiedlich gelöst werden. Mögliche Lösungen für die listenbasierte Faltung bzw. die listenbasierte Kreuzkorrelation sind:

- Die Berechnung der Ergebnisse ausschließlich anhand von vorhandenen Ausgangswerten. Das Ergebnisbild wird dadurch verkleinert.
- Die Ergebnisse mit ungültigen Ergebnisindizes werden nicht abgespeichert. Dies würde der pixelbasierten Faltungsoperationen mit vorheriger Erweiterung der Größe des Ausgangsbildes mit Nullen um die Größe des Templates -1 entsprechen. Das Ergebnisbild hat die gleiche Größe wie das Ausgangsbild. Durch die zusätzlichen Nullen im Randbereich ist das Ergebnis an diesen Stellen verfälscht.
- Eine weitere Vergrößerung des Ausgangsbildes um das doppelte der Templategröße -1 , so dass alle Pixel des Ausgangsbildes mit allen des Templates gefaltet werden können. Das Ergebnisbild ist größer als das Ausgangsbild. Auch hier ist das Ergebnis in den Randbereichen verfälscht.
- Weitere Randproblemlösungen, wie das Erweitern des Ausgangsbildes mit geschätzten Werten kann durch Hinzufügen entsprechender Punkte in die Bildliste erreicht werden.

In den meisten Fällen werden Faltungskerne mit ungerader Größe eingesetzt. Als Aufpunkt wird dabei in der Regel das zentrale Pixel verwendet. Alle in den obigen Abschnitten beschriebenen Kreuzkorrelationsverfahren sind entsprechend definiert. Bei der Verwendung von geraden Faltungskernen kann als Aufpunkt eine Position ungleich dem Mittelpunkt, wie z. B. der linken Ecke oder der rechte Punkt neben dem Mittelpunkt verwendet werden. Dies führt nur zu einer Translation des Ergebnisbildes, was bei der weiteren Verwendung berücksichtigt werden muss. Aber auch die Verwendung eines Zentralpixels mit reeller Position ist unter Verwendung von Merkmalslisten möglich. Je nachdem wird die Positionsbestimmung $P_{x,y,i,j}$ der listenbasierten Verfahren angepasst.

4.3 Merkmalsextraktionsverfahren für merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren

Die im Abschnitt 4.1 vorgestellten listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sind, wie beschrieben, nur dann vorteilhaft, wenn die Anzahl der Nullen in den verwendeten Bildern und somit die Länge der Bildliste reduziert werden kann. Durch die Anwendung von Merkmalsextraktionsverfahren kann dies erreicht werden. Die Anforderungen an diese Merkmalsextraktion sind vielfältig und müssen je nach Anwendung gewichtet werden.

Für die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) stehen dabei vor allem folgende Anforderungen im Vordergrund:

- Das Ergebnisbild soll möglichst wenige Bildpunkte ungleich Null enthalten. Wie im Abschnitt 4.1 beschrieben, haben nur die Punkte, die ungleich Null sind, Einfluss auf die Kreuzkorrelation. Somit werden nur solche Punkte in die Merkmalsliste übertragen. Je kleiner die Merkmalsliste ist, desto schneller ist das MIKV.
- Die Merkmalsextraktion soll möglichst wenig Informationsverlust bewirken. Die Anzahl der Punkte kann zum Beispiel sehr einfach durch Schwellwerte reduziert werden. Dadurch gehen jedoch unter Umständen wichtige Detailinformationen verloren, die zu Fehlerkennungen führen kann.
- Die Merkmalsextraktion soll robust gegen Bildstörungen sein. Viele Merkmalsextraktionsverfahren sind empfindlich gegenüber verschiedenen Bildstörungen. Viele Kantenerkennungsalgorithmen sind beispielsweise empfindlich gegenüber Salz- und Pfefferrauschen. Da zusätzlich auch die MIKV empfindlich gegenüber solchen Störungen sind, wird das Ergebnis stark beeinflusst.
- Die Merkmalsextraktion soll reproduzierbare Merkmale liefern. Da ein aus verschiedenen Merkmalspunkten bestehendes Template in sich ändernder Bilder gefunden werden soll, müssen sich die Merkmale auch bei sich ändernden Bildbedingungen reproduzieren lassen.
- Es ist eine hohe Positioniergenauigkeit des Merkmals notwendig. Die Bestimmung der genauen Position eines Merkmals ist die Voraussetzung für ein entsprechend genaues Kreuzkorrelationsverfahren.
- Das Merkmalsextraktionsverfahren soll einen möglichst geringen Rechenaufwand besitzen. Da die Merkmalsberechnung Voraussetzung für die MIKV ist, wirkt sich der Zeitbedarf der Merkmalsextraktion auch auf die Gesamtzeit aus. Der zeitliche Anteil der Merkmalerkennung an der Gesamtberechnungszeit ist jedoch gerade bei vielen Freiheitsgraden der Templatematchingverfahren sehr gering.

In der Literatur werden verschiedene Anwendungen vorgestellt, bei denen unterschiedliche Merkmalsextraktionsverfahren eingesetzt [Can86, HS88, Köt03, TY05, För93, BB82] werden. Eine Klassifikation verschiedener Merkmalsextraktionsverfahren, die die Grundlage für Templatematchingverfahren bilden, findet sich in verschiedenen Veröffentlichungen [Ass07, Hos07], wie z. B. auch in [Bro92].

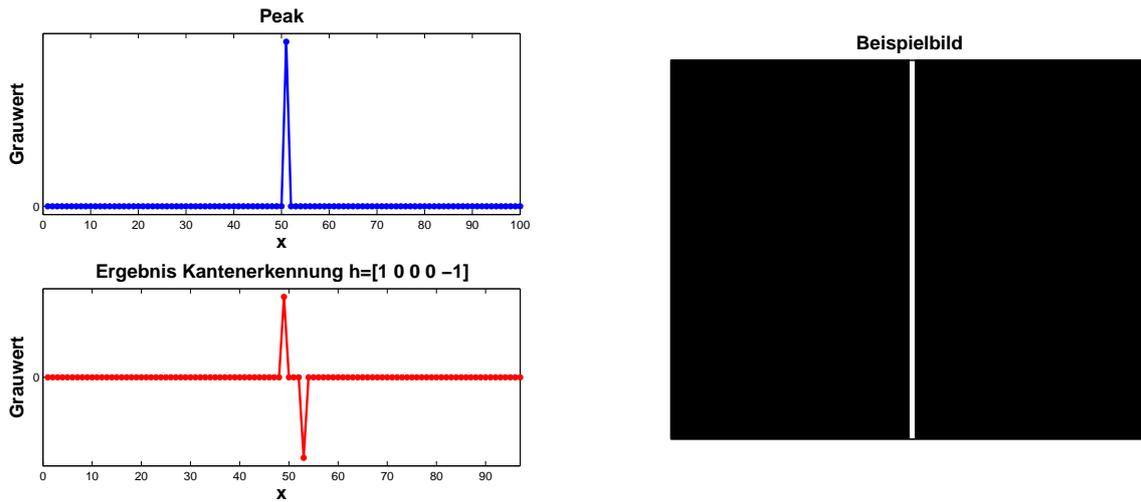


Abbildung 4.3: Darstellung eines Bildes mit einer dünnen Linie, die ein Pixel breit ist (rechts). Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

Kanten- und Eckenextraktionsalgorithmen können schnell berechnet werden, liefern einerseits ausreichend viele andererseits nicht zu viele Merkmalspunkte, können in unterschiedlichen Bildern reproduziert werden, die Position kann genau bestimmt und dem Merkmal zugeordnet werden. Zudem sind diese Verfahren weit verbreitet. Andererseits sind sie empfindlich gegenüber verschiedenen Störungseinflüssen, wie z. B. Rauschen. Aufgrund der genannten Vorteile wird sich im Rahmen der vorliegenden Arbeit auf die Kanten- und Eckenextraktionen als Merkmalsextraktionsverfahren beschränkt. Andere Merkmale sind je nach Aufgabenstellung ebenfalls als Grundlage für die MIKV einsetzbar.

4.3.1 Nachteile klassischer Kantenextraktionsverfahren

Im Folgenden sollen einige Eigenschaften klassischer Kantenextraktionsverfahren vorgestellt werden, die sich auf den praktischen Einsatz negativ auswirken.

In den Abbildungen 4.3 bis 4.5 wird das Problem des Auflösungsvermögens klassischer Kantenextraktionsverfahren verdeutlicht. Dabei wird ein eindimensionaler Filterkern h zum Falten des Beispielbildes gewählt, der dieses und die folgenden Probleme deutlich zeigt.

Wird, wie in der Praxis üblich, der Ort des maximalen Anstiegs als Kantenposition verwendet, wird die Kantenposition im Beispiel in Abbildung 4.3 entweder zu früh oder zu spät ermittelt.

Das Beispiel in Abbildung 4.4 zeigt sehr deutlich, dass der gewählte Filterkern nicht in der Lage ist, so feine Kanten zu detektieren.

Durch das Beispiel in Abbildung 4.5 wird deutlich, dass bei dem verwendeten Filterkern bei sehr kurzen Anstiegen ein Plateau als Faltungsergebnis entsteht. Ziel ist es jedoch für eine Kante nur eine Kantenposition zu bestimmen. Selbst bei Verwendung des maximalen

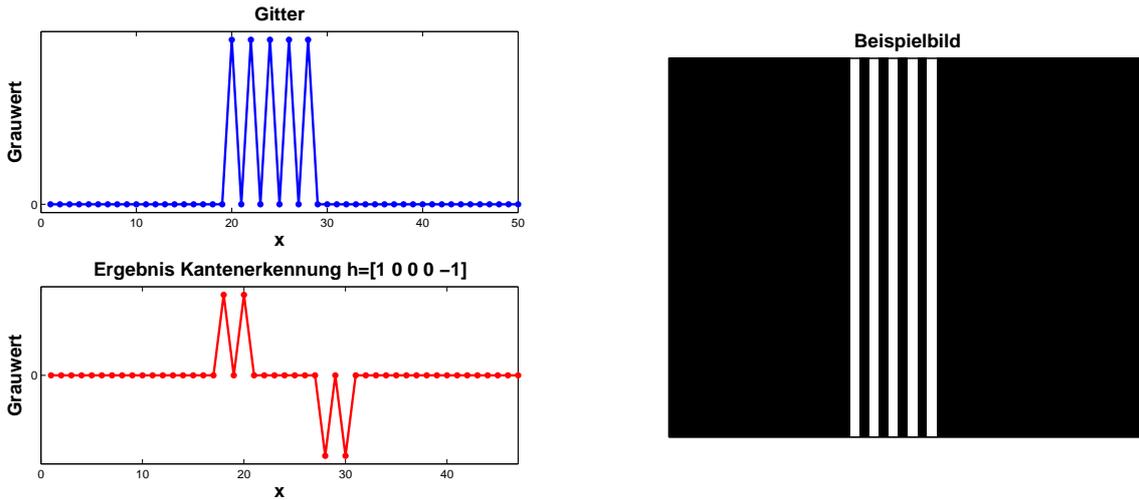


Abbildung 4.4: Darstellung eines Bildes mit mehreren folgenden, dünnen Linien, die ein Pixel breit sind (rechts). Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

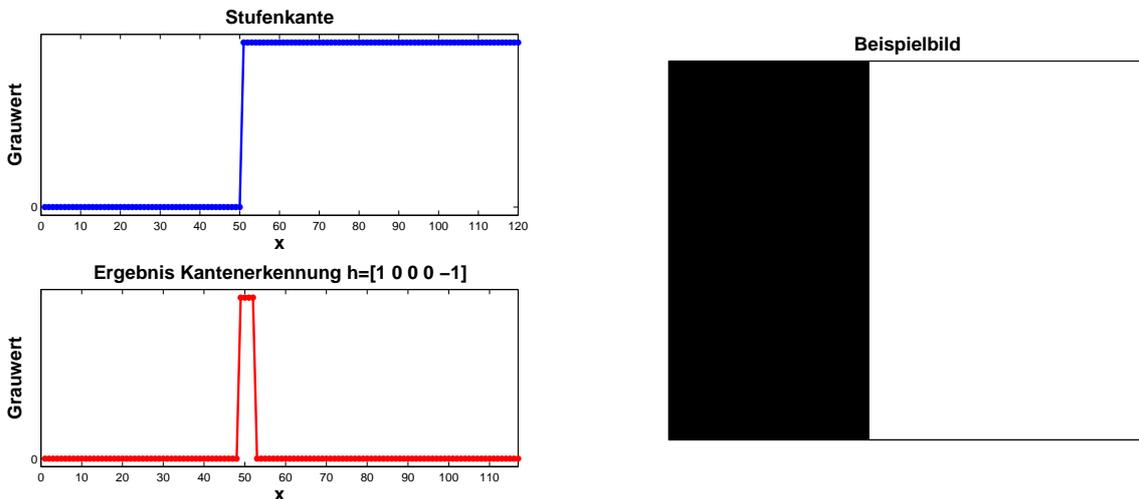


Abbildung 4.5: Darstellung eines Bildes mit einer Stufenkante (rechts). Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

Anstiegs als Kantenposition ist die Bestimmung der korrekten Position nicht eindeutig, da das Plateau vor der eigentlichen Kantenposition beginnt und danach endet. Die korrekte Position befindet sich in der Mitte. Ist das Bild verrauscht, variiert die Position des maximalen Anstiegs innerhalb dieses Plateaus zufällig.

In Abbildung 4.6 wird ein weiteres Problem deutlich. Der Bereich des Kantenanstiegs ist hier sehr groß. Auch hier ist die Bestimmung der korrekten Kantenposition schwierig. Bei Verwendung des maximalen Anstiegs als Kantenposition, variiert die Kantenposition durch Rauschen innerhalb des gesamten Bereichs des Anstiegs der Kante.

In der Abbildung 4.7 wäre die Position der Kante ganz rechts. Visuell bewertet, würde man die Kante aber deutlich vorher positionieren.

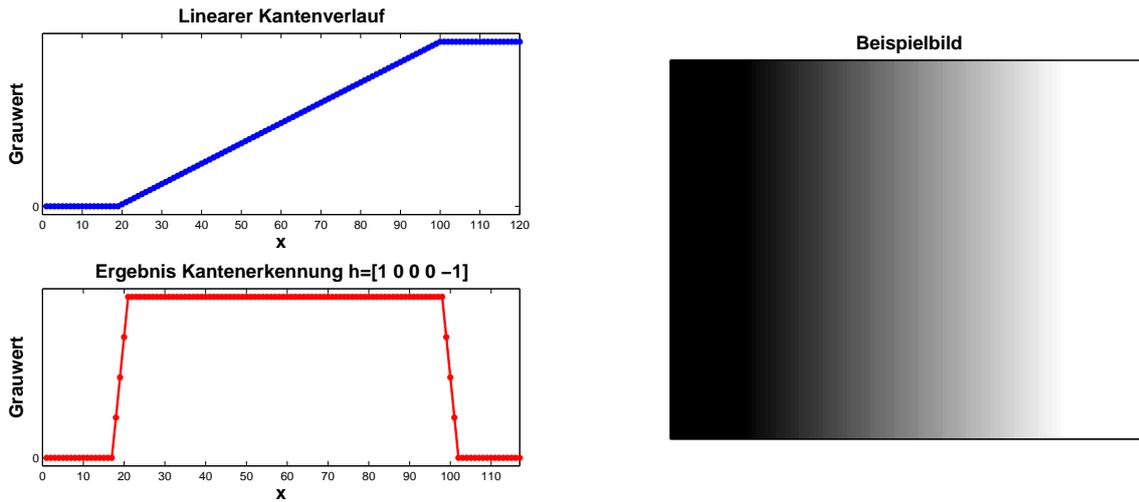


Abbildung 4.6: Darstellung eines Bildes mit einem linear steigenden Kantenverlauf (rechts). Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

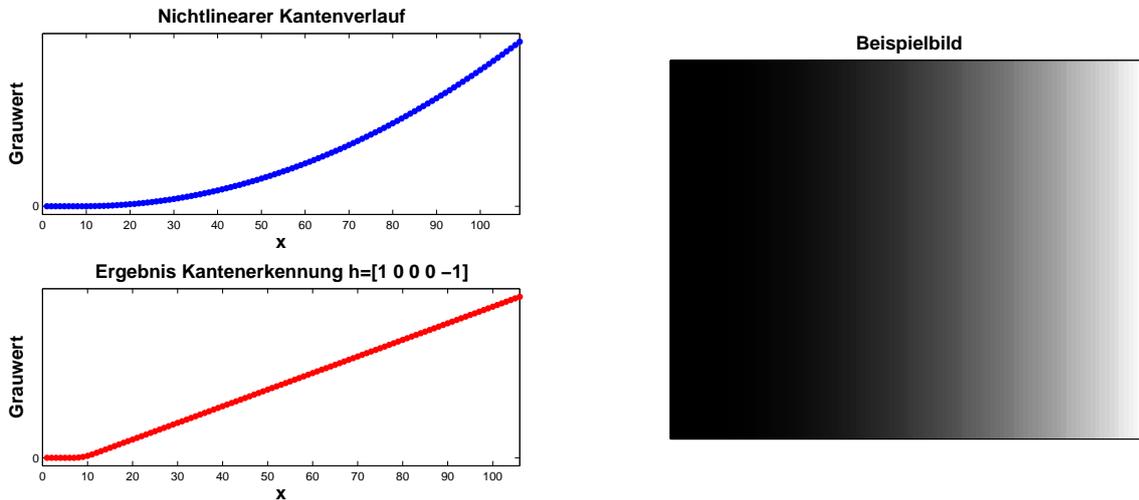


Abbildung 4.7: Darstellung eines Bildes mit einem nicht linear steigenden Kantenverlauf (rechts). Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

Diese Beispiele verdeutlichen, dass klassische Kantenerkennungsalgorithmen nicht in der Lage sind, sehr kurze und sehr lange Anstiege ausreichend abzubilden. Daher wird in der Praxis versucht, durch verschiedene Verfahren, wie „Non-Maxima-Suppression“, „Multiple Threshold“ [Can86] oder durch Berechnungen im Subpixelbereich, diese Probleme zu lösen.

Die Festlegung des maximalen Anstiegs als Ort der Kante ist ein übliches Verfahren, was häufig zu einer brauchbaren Lösung führt. Die tatsächliche Position der Kante, kann so jedoch nicht mit Sicherheit bestimmt werden. Erst durch Mittelung mehrerer Kanten kann man die Position der Kante sicher schätzen.

Da sich die korrekte Position eines einzelnen Kantenpunkts mit der klassischen Kantenextraktionsverfahren nicht ermitteln lässt, wird ein Kantenextraktionsverfahren gesucht,

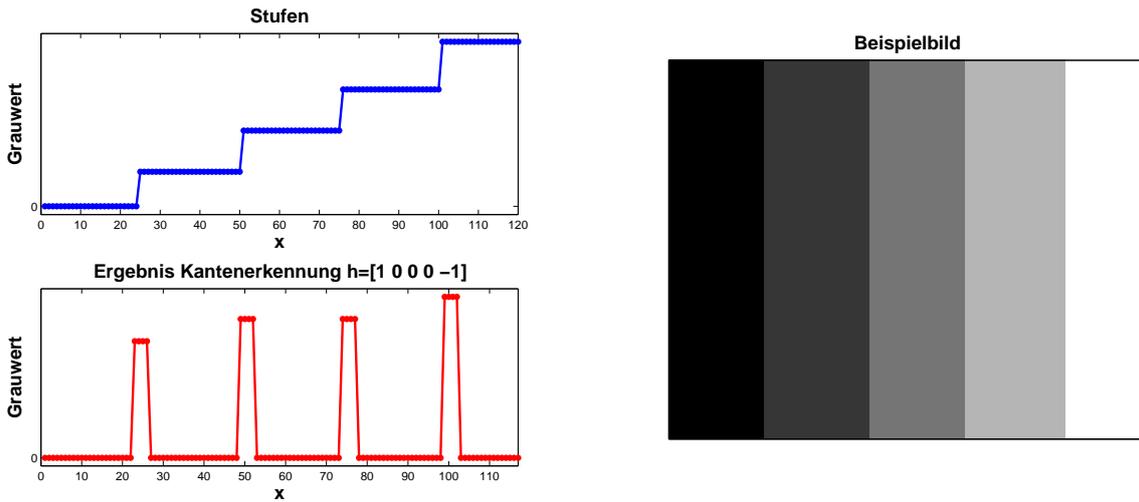


Abbildung 4.8: Darstellung eines Bildes mit stufenweis steigenden Grauwertverlauf (rechts). Je nach Auflösung werden die Stufen getrennt oder zu einem Anstieg zusammengefasst. Links oben: Grauwertverlauf einer Zeile. Links unten: Faltungsergebnis der dargestellten Bildzeile, gefaltet mit der dargestellten Faltungsmaske h .

dass den gestellten Anforderungen möglichst nahe kommt. Ausgangspunkt hierfür ist die Festlegung eines alternativen Kantenmodells, das im Folgenden vorgestellt wird.

4.3.2 Alternatives Kantenmodell

Ausgehend von der Definition einer idealen Rampenkante (siehe Abs. 3.2) wird eine Kante nicht als ein Punkt, sondern als ein Bereich von ansteigenden oder abfallenden Gradienten betrachtet. Dieser Bereich wird im Folgenden Kantenbereich genannt. Somit können im Eindimensionalen, entsprechend der listenbasierten Notation (*Gl. 3.5*), folgende Eigenschaften eines Kantenbereichs definiert werden:

- Kantenbeginn $b_x[i]$ und Kantenende $b_{xe}[i]$: Ort des Beginns bzw. Endes des Kantenbereichs,
- Kantenlänge $b_{\Delta x}[i]$: Differenz aus Kantenbeginn und Kantenende,
- Gesamtkantenhöhe $b_v[i]$: Vorzeichenbehaftete Grauwertdifferenz zwischen dem Grauwert am Kantenende und am Kantenbeginn ($b_v[i] = b[b_{xe}[i], y] - b[b_x[i], y]$),
- Wert $b_{\Delta v}[i]$ und Position $b_{x\Delta v}[i], b_{y\Delta v}[i]$ des maximalen Anstiegs: in Anlehnung an klassische Verfahren kann der maximale Anstieg innerhalb des Kantenbereiches und der entsprechende Ort definiert werden.

Für die Gesamtkantenhöhe und den maximalen Anstieg werden vorzeichenbehaftete Werte verwendet, um einen Informationsverlust zu vermeiden, der z. B. bei der üblichen Verwendung von absoluten Beträgen entsteht.

Vor allem innerhalb eines langen Kantenanstiegs ist es möglich, dass durch Rauschen der Kantenbereich ungewollt unterbrochen wird. Um dies zu verhindern, ist es sinnvoll,

den weiteren Kantenverlauf zu bewerten, um eine Entscheidung über die Unterbrechung des Kantenbereichs zu ermöglichen.

Ein weiterer Punkt, der zu berücksichtigen ist, tritt auf, wenn aufeinanderfolgende Anstiege mit gleichem Vorzeichen durch einen größeren konstanten Abschnitt getrennt sind. Es stellt sich die Frage, ob diese Anstiege zusammengehören und somit zu einem Gesamtanstieg zusammengefasst werden sollen oder nicht (siehe Abb. 4.8). Diese Entscheidung ist auch von der Auflösung des Bildes abhängig. Wird ein Bild ähnlich der Abbildung 4.8 mit unterschiedlicher Auflösung digitalisiert, verändert sich durch die Auflösungsveränderung des Bildes der Abstand zwischen den Stufen derart, dass die einzelnen Stufen entweder getrennt oder zu einem Gesamtanstieg zusammengefasst werden.

Diese Punkte werden durch das Kantenmodell, wie es in Abschnitt 4.9 dargestellt ist, berücksichtigt. Das Modell ist durch folgende Parameter an die jeweilige Anwendung anpaßbar:

- Schwellwert des Kantenanstiegs zur Festlegung des Beginns einer Kante (S_0),
- Schwellwert des Kantenanstiegs zur Festlegung des Endes einer Kante (S_1),
- Höhe der unterdrückten Störungen (Empfindlichkeit),
- maximale Länge eines Plateaus,
- Schwellwert für die minimale Gesamtkantenhöhe.

Für die Ermittlung des Beginns bzw. des Endes des Kantenbereichs werden entsprechende Kriterien festgelegt. Ein einfaches Kriterium ist der Wert des Gradienten. Ist der Anstieg größer als ein Schwellwert (S_0 - für den Kantenbeginn), beginnt der Kantenbereich. Entsprechend endet der Kantenbereich, wenn der Schwellwert (S_1 für das Kantenende) unterschritten wird. Weiterhin kann das Verhältnis zwischen Störung und weiterem Anstieg festgelegt werden. Ist der Anstieg der Störung sehr groß, wird der Kantenbereich getrennt. Schließlich ist die Festlegung der minimalen Länge eines Plateaus, welches den Kantenbereich trennt, notwendig. Optional kann zusätzlich eine Schwelle für die Gesamtkantenhöhe festgelegt werden, um kleine rauschbedingte Kanten zu vermeiden. In Abbildung 4.9 ist das Kantenmodell mit den entsprechenden Parametern dargestellt.

Im Folgenden soll ein Algorithmus vorgestellt werden, der Kanten entsprechend dem dargestellten Kantenmodell detektiert.

4.3.3 Regelbasiertes Kantenerkennungsverfahren

Zur die Berechnung der Parameter für das vorgestellte Kantenmodell (siehe Abs. 4.3.2), können verschiedene Regeln definiert werden. Daher wird ein regelbasierter Ansatz gewählt, diese Parameter zu bestimmen. Diese regelbasierte Kantenerkennung, die im Folgenden vorgestellt wird, ist eindimensional definiert. Daher wird der daraus abgeleitete Algorithmus meist für verschiedene Richtungen (in x - und y -Richtung) berechnet.

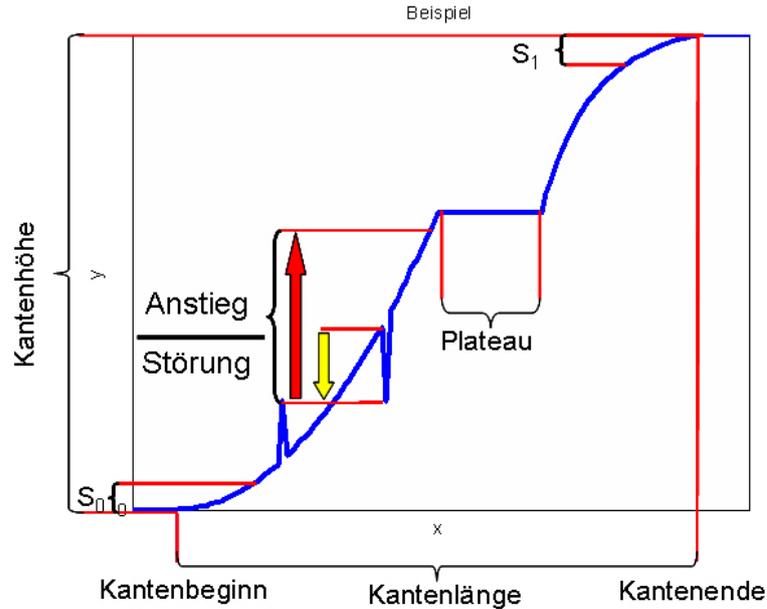


Abbildung 4.9: Kantenmodell, das als Grundlage für die regelbasierte Kantenerkennung dient. S_0 - Schwelle für Kantenbeginn; S_1 - Schwelle für Kantenende; Plateau und das Verhältnis aus Anstieg und Störung wird durch die Länge und den Aufbau der verwendeten Filter bestimmt.

Eine Anforderung an die Merkmalsextraktion ist die hohe Positioniergenauigkeit. Wie im Abschnitt 4.3.1 dargestellt, sinkt mit steigender Filtergröße das Auflösungsvermögen der Kantenerkennung. Somit ist für die exakte, pixelgenaue Detektion von Kanten ein sehr kleiner Filterkern notwendig¹. Aus diesem Grund wird ein einfacher Gradientenfilter mit der Länge von zwei Pixeln verwendet (**Gl. 4.30**).

$$F_0 = h(x) = [-1 \ 1] \quad (4.30)$$

Als Aufpunkt wird das erste Pixel verwendet. Der Gradientenfilter F_0 ist sehr rauschanfällig. Durch die Verwendung eines Glättungsfilters kann diese Empfindlichkeit reduziert werden. Hierzu wird das Originalbild mit verschiedenen Binomialfiltern unterschiedlicher Länge geglättet. Auf den geglätteten Ergebnisbildern wird jeweils ein Gradientenfilter angewendet. Als Aufpunkt wird auch hier der erste Pixel verwendet (**Gl. 4.31**).

$$\begin{aligned} t(x) &= [1/2, 1/2] \\ h_0(x) &= h(x) \\ h_1(x) &= t(x) * h(x) \\ &\vdots \\ h_i(x) &= (t_1(x) * \dots * t_i(x)) * h(x) \end{aligned} \quad (4.31)$$

Die Ergebnisse der Filterungen werden addiert. Aufgrund der Linearität der Faltung können die unterschiedlich langen Filterkombinationen zu einem Gesamtfilter zusammen-

¹ Dies gilt nur, wenn subpixelgenaue Berechnungen durch Interpolation der Zwischenwerte vermieden werden soll.

gefasst werden (**Gl. 4.32**). Fehlende Filterkoeffizienten bei den kürzeren Filtern werden durch Nullen aufgefüllt.

$$F_1 = h_g(x) = \sum_{i=0}^m h_i(x) \quad (4.32)$$

Die Länge des so konstruierten zweiten Filters hängt von der Auflösung des Bildes ab. Diese Länge legt die maximale Länge eines Plateaus innerhalb eines Kantenbereiches fest. Je länger dieser Filter ist, desto größer kann ein Plateaus sein, ohne dass der Kantenbereich getrennt wird. Durch die Wahl der Koeffizienten des Filters wird darüber hinaus das Verhalten festgelegt, ab welchem Verhältnis zwischen Störung und weiterem Kantenanstieg ein Kantenbereich unterbrochen wird.

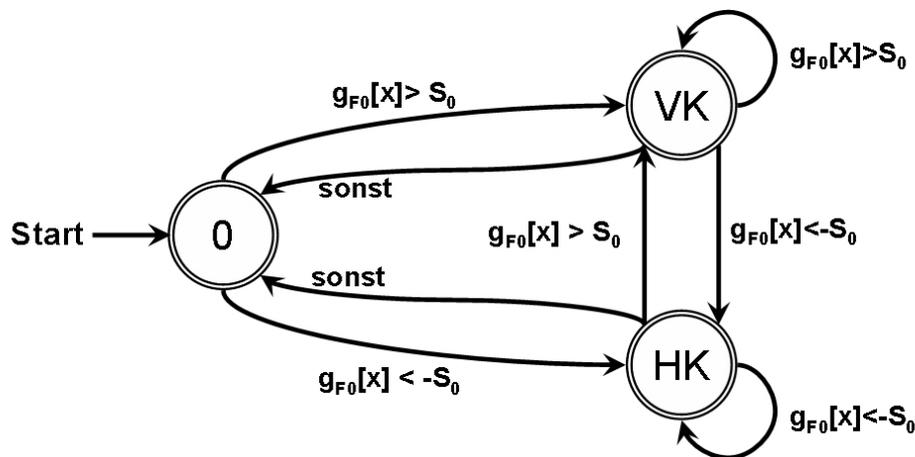


Abbildung 4.10: Einfacher deterministischer endlicher Automat zur Festlegung von einfachen Kantenbereichen. VK (Vorderkantenbereich) - Positiver Kantenbereich, HK (Hinterkantenbereich) negativer Kantenbereich; $g_{F_0}[x]$ Filterergebnisse der Filter F_0 ; S_0 Schwelle für den Anfang des Kantenbereichs.

Die Ergebnisse der Faltung des Bildes mit beiden Filtern F_0 und F_1 werden mit Hilfe verschiedener Regeln verknüpft. Zunächst wird der Bereich, in dem der Betrag des Gradienten $g_{F_0}[x]$ (**Gl. 4.30**) größer als die Schwelle S_0 ist und in dem der Gradient ein gleichbleibendes Vorzeichen besitzt, als Kantenbereich definiert. Die Berechnung der Kantenbereiche kann mit Hilfe des unter Abbildung 4.10 dargestellten deterministischen endlichen Automaten geschehen.

Der Automat besitzt die drei Zustände: kein Kantenbereich, Kantenbereich mit positiven Gradienten (Vorderkante (VK)) und Kantenbereich mit negativen Gradienten (Hinterkante (HK)). Der Beginn des Kantenbereichs wird ausschließlich durch den Filter F_0 bestimmt (siehe Abb. 4.13).

Vorhandenes Rauschen führt zu einer häufigen Unterbrechung der Kantenbereiche. Der Filter F_1 (**Gl. 4.31**) ist robuster gegenüber Rauschen. Daher wird er dazu verwendet, um die Rauscheinflüsse auf einem langen Anstieg zu mildern. Der Automat wird so erweitert, dass das Ende des Kantenbereichs durch eine Oder-Kombination zwischen F_0 und F_1

bestimmt wird (siehe Abb. 4.11). Der Filter F_1 wird so konstruiert, dass das Ende einer Kante korrekt detektiert wird und nicht durch Rauschen zu früh unterbrochen wird. Zusätzlich kann mit dem Schwellwert S_1 bestimmt werden, wie stark ein Anstieg bleiben muss, damit der Kantenbereich nicht beendet wird.

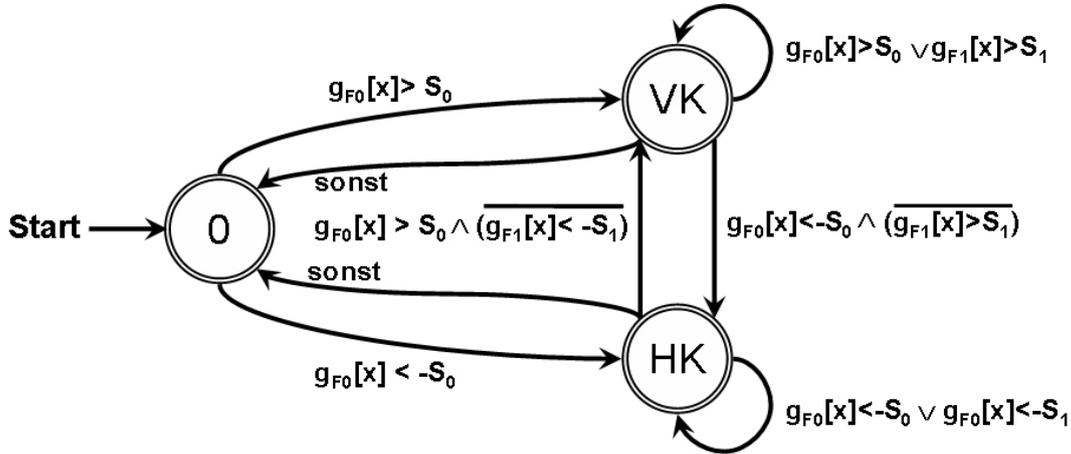


Abbildung 4.11: Deterministischer endlicher Automat zur regelbasierten Kantenerkennung [MRBH05, MBH05]. VK (Vorderkantenbereich) - Positiver Kantenbereich, HK (Hinterkantenbereich) Negativer Kantenbereich; $g_{F_0}[x]$ und $g_{F_1}[x]$ Filterergebnisse der Filter F_0 und F_1 ; S_0 und S_1 Schwellen für den Beginn und das Ende des Kantenbereichs.

Die Schwellen S_0 und S_1 bewirken, dass die Kantenbereiche nicht mit ihrer vollständigen Länge erfasst werden. Da die Genauigkeit für die MKV wichtig ist, werden nur sehr kleine Schwellen verwendet. Für 8-Bit-Grauwertbilder haben sich Schwellwerte zwischen 0 und 5 als günstig erwiesen. Durch Rauschen entstehen durch diese Einstellungen relativ viele Kantenpunkte. Diese Kanten besitzen im Gegensatz zu Objektkanten meist nur eine geringe Gesamtkantenlänge oder -höhe. Im Gegensatz zur Verwendung des maximalen Anstiegs, können so einfach störende Kantenpunkte durch weitere anwendungsspezifische Schwellwerte entfernt werden.

Für die so ermittelten signifikanten Kanten wird zur Vereinfachung ein linearer Kantenverlauf angenommen und für jede ermittelte Kante, die Position des Kantenbeginns, die Kantenlänge und die Gesamtkantenhöhe in einer Merkmalsliste abgespeichert. Für weitere Analysen oder zur nichtlinearen Beschreibung der Kante kann zusätzlich die Position und Höhe des stärksten Anstiegs sowie der Winkel der Kante gespeichert werden.

Als Alternative zu den verwendeten Filtern (Gl. 4.32) und (Gl. 4.30) können als Grundlage für den Automaten auch Standardfilter verwendet werden. Die vorgestellte Kombination aus den Filtern F_0 und F_1 hat sich als ein guter Kompromiss zwischen exakter Erkennung der Kantenposition und Robustheit gegenüber Störungen erwiesen.

4.3.4 Bewertung der Ergebnisse der regelbasierten Kantextraktion

Die Abbildung 4.12 zeigt das Ergebnis der regelbasierten Kantenerkennung für zwei der oben beschriebenen Beispielbilder (siehe Abb. 4.4 und Abb.4.6). Es ist zu erkennen, dass

die regelbasierte Kantenerkennung sehr feine Strukturen als auch sehr lange Kantenanstiege korrekt detektiert.

Die regelbasierte Kantenerkennung reagiert aufgrund des Filters F_0 empfindlich auf Rauschen. Lange und große Anstiege sind davon nicht so stark betroffen, da der Filter F_1 einen starken Glättungsfilter beinhaltet. Durch zusätzliche Filterung des Ausgangsbildes kann der Rauscheinfluss gemindert werden. Jedoch verschlechtert sich dadurch die Genauigkeit der Positionierung vor allem bei sehr kurzen Kanten. Durch Verwendung kantenerhaltender Filter z. B. durch anisotrope Diffusion [Fra06] oder nichtlineare Filterung z. B. durch den Medianfilter [J05], kann dem entgegengewirkt werden.

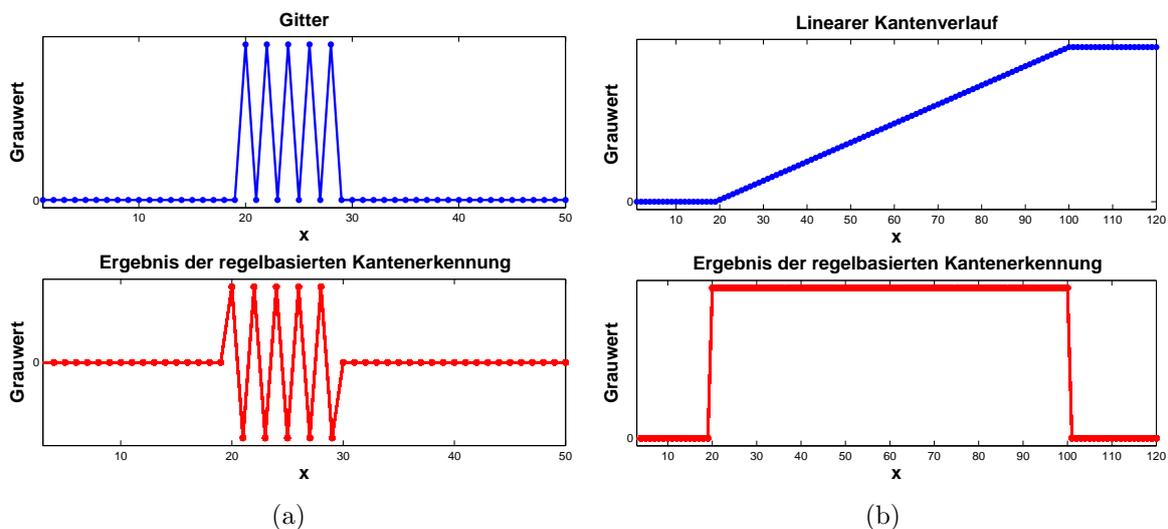


Abbildung 4.12: Ergebnis der regelbasierten Kantenerkennung für die obigen Beispiele (a) Beispiel für dünne Linien (siehe Abb. 4.4); (b) linearer Kantenverlauf (siehe Abb. 4.6). In den unteren Abbildungen werden die positiven bzw. negativen Kantenbereiche dargestellt.

Die Abbildung 4.13 zeigt ein Beispielbild und das Ergebnis der regelbasierten Kantenerkennung als Beispiel für eine medizinische Anwendung. Im Abschnitt 6.1 wird diese Anwendung näher beschrieben [MBH05]. In der Abbildung 4.13c und in der Vergrößerung (siehe Abb. 4.13d) ist ein Problem der regelbasierten Kantenerkennung zu erkennen. Wenn sich vor einem großen Anstieg ein kleiner Peak befindet, wechselt an dieser Stelle der Automat in den entsprechenden Kantenbereichszustand. Der lange Filter F_1 detektiert bereits an dieser Stelle den folgenden Anstieg. Daher wird der Kantenbereich nicht mehr unterbrochen, auch wenn anschließend der Grauwert sogar unter den Grauwert am Kantenbeginn sinkt. Dies führt zu einer unbeabsichtigten Verlängerung des Kantenbereichs. Die Abbildung 4.13c zeigt, dass der Kantenbereich bereits an Position 77 beginnt. Er beginnt allerdings erst an Position 79.

Ist der Peak vor dem Kantenanstieg groß genug, ist das Verhältnis zwischen dem folgenden Anstieg und dem aktuellen Abfall so, dass die Kantenbereiche korrekt getrennt werden. Somit ist dieses Problem nicht gravierend. Um dieses Problem dennoch zu beheben,

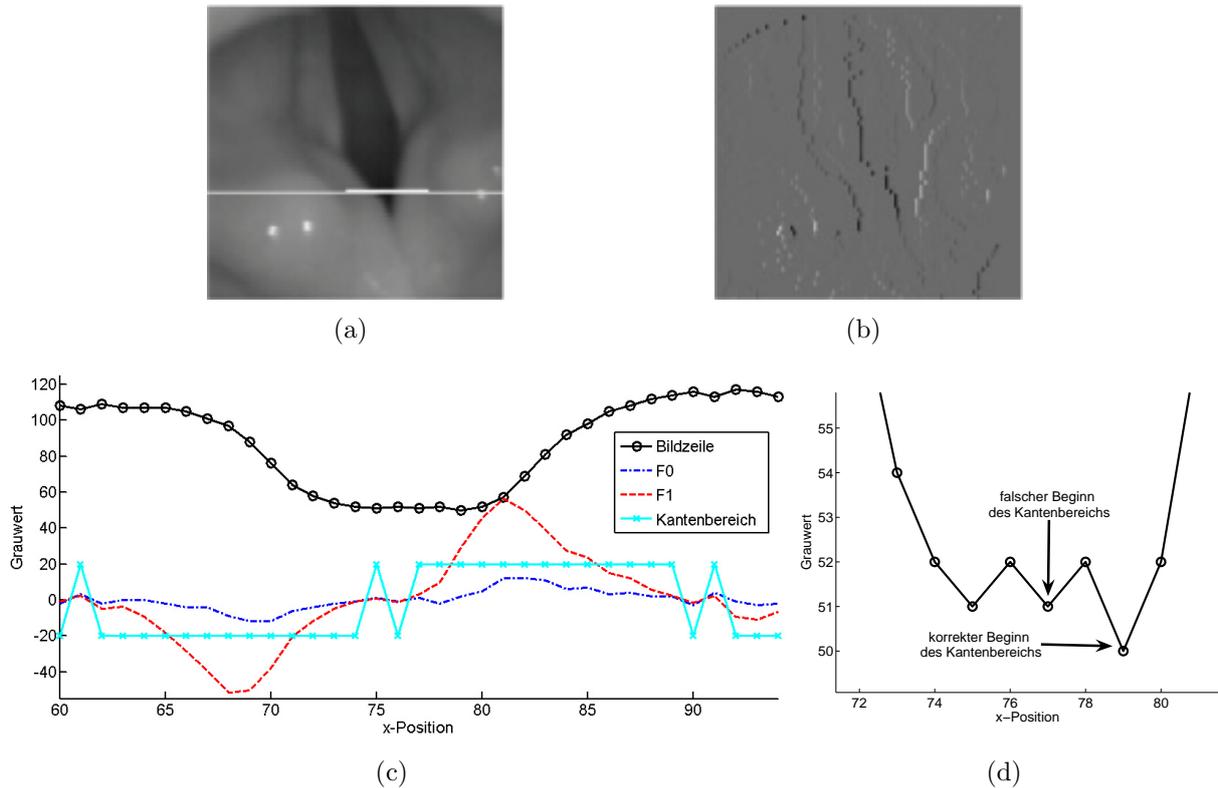


Abbildung 4.13: Darstellung eines realen Kantenverlaufs und der Ergebnisse der regelbasierten Kantenerkennung anhand eines Anwendungsbeispiels, das in einem späteren Abschnitt (siehe Abs. 6.1) näher erläutert wird [MBH05]. (a) Originalbild einer Endoskopieaufnahme von Stimmlippen; (b) Ergebnisbild der regelbasierten Kantenerkennung. schwarz: Anfang des negativen, weiss: Anfang des positiven Kantenbereichs; (c) Ergebnisverlauf des im Originalbild dick weiss markierten Zeilenausschnitts. Positiver Kantenbereich +20, negativer Kantenbereich -20; (d) Detailansicht der Bildzeile aus (c) an der Stelle, an der der Kantenbereich falsch detektiert wird [MBH05].

kann man für F_0 und F_1 die entsprechenden Schwellen S_0 und S_1 erhöhen. Durch diese Schwellen wird jedoch die Genauigkeit der Position des Anfangs bzw. des Endes einer Kante mit steigendem Gradienten verschlechtert.

Eine andere Möglichkeit, dieses Problem zu beheben, besteht darin, den Anfang des Kantenbereichs an die Stelle zu verschieben, an der innerhalb des erkannten Kantenbereiches das tatsächliche Maximum bzw. Minimum liegt [MBH05]. Der vorherige Peak wird als ideale Dachkante angesehen und durch zwei Kantenbereiche abgebildet.

5 Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren

In den folgenden Kapiteln werden die Vor- und Nachteile der MKV mit Hilfe verschiedener Analysen herausgearbeitet. Hierfür werden einfache synthetische Bilder verwendet, die mittels verschiedenen Bildstörungen künstlich verändert werden. Damit wird das Ziel verfolgt, den Einfluss der verschiedenen Störungen auf das Korrelationsergebnis zu analysieren. Durch die Verwendung unterschiedlicher Templates wird zudem der Einfluss des Inhalts der Templates untersucht. Dieses Vorgehen ist angelehnt an Untersuchungen von PxKV, wie sie aus der Literatur bekannt sind [BYX82].

In einer ersten Voruntersuchung wird anhand eines einfachen Beispiels überprüft, ob die MKV unter Verwendung von Bildlisten die gleichen Korrelationsergebnisse liefern wie die PxKV. Hierfür werden die Ergebnisse der MKV mit und ohne der im Abschnitt 4.2.2 vorgestellten Geschwindigkeitsoptimierung untersucht. Anschließend wird der Einfluss verschiedener Bildstörungen auf das Korrelationsergebnis analysiert.

Nicht künstliche Bilder enthalten meist verschiedenartige Störungen, die in kombinierter Form auftreten. Um den Einfluss der einzelnen Störungen auf das Korrelationsergebnis zu ermitteln, werden künstliche Bilder generiert, bei denen eine Art von Störung in verschiedenen Variationen hinzugefügt wird. Aber auch die Kombination von unterschiedlich starkem Rauschen und einer zusätzlichen Störung werden untersucht, um Abweichungen der Ergebnisse, die bei einer solchen Kombination auftreten können, zu analysieren. Für die Untersuchungen werden unterschiedliche einfache Objekte verwendet, um den Einfluss des Inhalts des Bildes bzw. des Templates auf das Korrelationsergebnis zu bestimmen. Verbreitete Aufgabenstellungen, bei denen Kreuzkorrelationsverfahren eingesetzt werden, ist die Fragestellung, ob ein Objekt im Bild vorhanden ist oder nicht sowie die Unterscheidung von verschiedenen Objekten. Um die Anwendbarkeit der MKV für diese Aufgabenstellungen zu überprüfen, wird das Korrelationsergebnis von Templates analysiert, die sich nicht im Bild befinden. Insgesamt werden im Rahmen dieser Arbeit folgende Aspekte untersucht:

- Störungen der Bildbedingungen. Hierzu zählen die Einflüsse von unterschiedlich starkem Rauschen, Helligkeitsänderungen und Kontraständerungen.
- Störungen der Form des Objektes. Hierbei wird die Größe der Objekte und die Schärfe der Objekte verändert.
- Vorhandensein bzw. Unterscheidung von Objekten. Es wird untersucht, wie sich das Ergebnis mit und ohne vorhandenem Template unterscheidet.
- Kombination aus Rauschen und einer weiteren Störung.
- Bildinhalt. Es werden unterschiedliche Objektformen, wie z. B. Dreieck- oder Kreis-Objekte verwendet.

Die folgenden drei verschiedenen Testreihen besitzen unterschiedliche Schwerpunkte. Die erste umfasst Variationen der Bildinhalte und der Bildbedingungen mit zwei unterschiedlichen Testobjekten [MBSP03, Pie04]. Bei der zweiten werden Änderungen der Objektform anhand von fünf unterschiedlichen Testobjekten untersucht. Bei beiden Testreihen werden Objekte mit einem Grauwert von 255 verwendet. Als Merkmalsextraktionsverfahren für die MKV wird der regelbasierte Kantenalgorithmus verwendet (siehe Abs. 4.3.3). Als Kreuzkorrelationsverfahren werden drei pixelbasierte Korrelationsverfahren (PxKV) und vier merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren (MKV) untersucht [MPBJ04, Pie04].

Aufbauend auf den Erkenntnissen aus diesen ersten beiden Testreihen, wurde eine dritte Testreihe durchgeführt. Bei dieser Testreihe werden Standardkantenerkennungsverfahren zur Merkmalsextraktion für die MKV verwendet. Die Größe der zu erkennenden Objekte wird erhöht und der Grauwert der Objekte auf 128 gesetzt [MBH07].

Zum Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren werden bei der ersten Testreihe das PSNR, bei der zweiten und dritten Testreihe sowohl das PSNR als auch die maximalen Werte der Koeffizientenbilder miteinander verglichen.

5.1 Voruntersuchung zur listenbasierten Kreuzkorrelation

Zunächst soll geklärt werden, inwieweit die im Abschnitt 4.2 vorgestellten listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren abweichende Ergebnisse zu den pixelbasierten Verfahren aufweisen. Weiterhin soll der Einfluss der im Abschnitt 4.2.2 vorgestellten Geschwindigkeitsoptimierung (*Gl. 4.29*) auf die Ergebnisse untersucht werden. Dies ist besonders für die Verfahren interessant, für die die Bedingung (*Gl. 4.27*) nicht erfüllt ist.

Hierzu werden die Ergebnisse der in den vorherigen Abschnitten (siehe Abs. 3 und Abs. 4) vorgestellten Kreuzkorrelationsverfahren zunächst visuell bewertet und anhand eines einfachen Beispiels, welches manuell nachvollzogen werden kann, gegenübergestellt.

5.1.1 Materialien und Methoden

Im Gegensatz zu den folgenden Untersuchungen werden bei dieser Untersuchung als Ausgangsmaterial die Bilder direkt in Bildlisten transformiert. Es wird somit keine Merkmalsextraktion durchgeführt. Daher sollten die Ergebnisse der PxKV und der MKV identisch sein, wenn die Bedingung (*Gl. 4.27*) erfüllt ist.

In Abbildung 5.1 ist das einfache Beispielbild und das Beispieltemplate mit den sich ergebenden optimierten Bildlisten dargestellt, anhand derer die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren berechnet und gegenübergestellt werden.

Als PxKV werden die klassische Kreuzkorrelation (*Gl. 3.8*) (PxKK), die normierte Kreuzkorrelation (*Gl. 3.10*) (PxNKK), die Kreuzkorrelation unter Verwendung des quadratischen Abstands (*Gl. 3.7*) (PxQDKK), die Kreuzkorrelation unter Verwendung

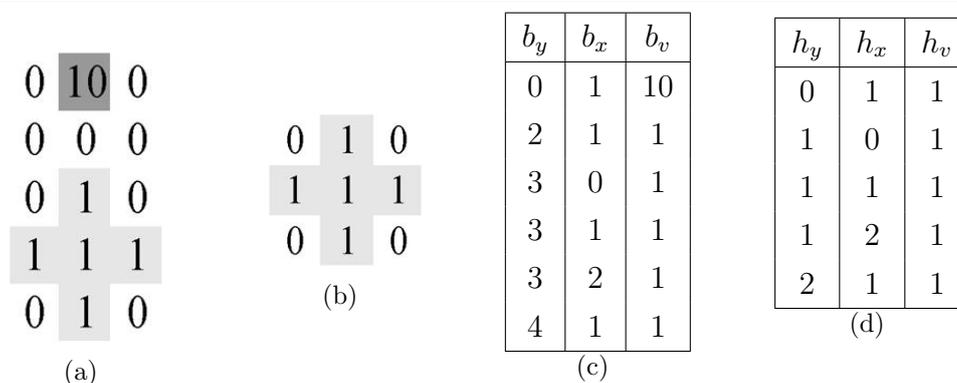


Abbildung 5.1: Testbilder mit visualisierten Grauwerten sowie die sich ergebenden geschwindigkeitsoptimierten Bildlisten [MBS02a] (a) Testbild (b) Template (c) Bildliste (d) Templateliste.

der Differenz (**Gl. 3.13**) (PxDKK) und die binäre Kreuzkorrelation (**Gl. 3.14**) (PxBKK) verwendet.

Als MKV werden die merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.18**) (MIKK), die normierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.21**) (MINKK), die merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation unter der Verwendung des quadratischen Abstands (**Gl. 4.20**) (MIQDKK), die auf einer Differenz basierende merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.26**) (MIDKK) und die binäre merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.24**) (MIBKK) verwendet. Es werden die Bildlisten zum einen vollständig mit allen Bildpunkten und zum anderen mit der Geschwindigkeitsoptimierung (**Gl. 4.29**) erstellt.

5.1.2 Ergebnisse

Die Abbildung 5.2 zeigt die Koeffizientenbilder der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren für die in Abbildung 5.1 gezeigten Testbilder. Es ist ersichtlich, dass die Ergebnisse der MKV ohne die Geschwindigkeitsoptimierung (**Gl. 4.29**) identische Werte liefern.

Wie zu erwarten war, liefern die Verfahren, bei denen die Bedingung (**Gl. 4.27**) für die Listenoptimierung nicht erfüllt ist, zu den pixelbasierten Verfahren abweichende Ergebnisse. In dieser Untersuchung sind das die MIQDKK und die MIDKK. Vor allem die MIQDKK mit optimierten Listen liefert deutlich unterschiedliche Ergebnisse (siehe Abb. 5.2). Dies ist nachzuvollziehen, wenn man die Merkmalslisten (siehe Abb. 5.1) genauer untersucht. In der Bildliste existiert ein Wert mit einer 10. Daraus folgt, dass fünf mal eine 9 (10 (Bildpixel) -1 (Templatepixel)) im Koeffizientenbild aufsummiert werden. Die anderen Werte aus der Bildliste haben den Wert 1. Durch den Templatewert von 1 ergibt sich eine 0. Somit werden keine weiteren Werte im Koeffizientenbild aufsummiert.

Auch die Ergebnisse der PxKK bzw. der MIKK sind einfach nachzuvollziehen. Durch die Multiplikation bei der MIKK (**Gl. 3.8**) bewirkt ein hoher Wert im Bild oder im Template einen hohen Ergebniswert, unabhängig davon, ob das Template an dieser Stelle solch hohe Werte besitzt. Bei der PxNKK und der MINKK entsteht ein Maximum im Koeffizientenbild an der Stelle, an der das Template mit dem Bild übereinstimmt. Bei

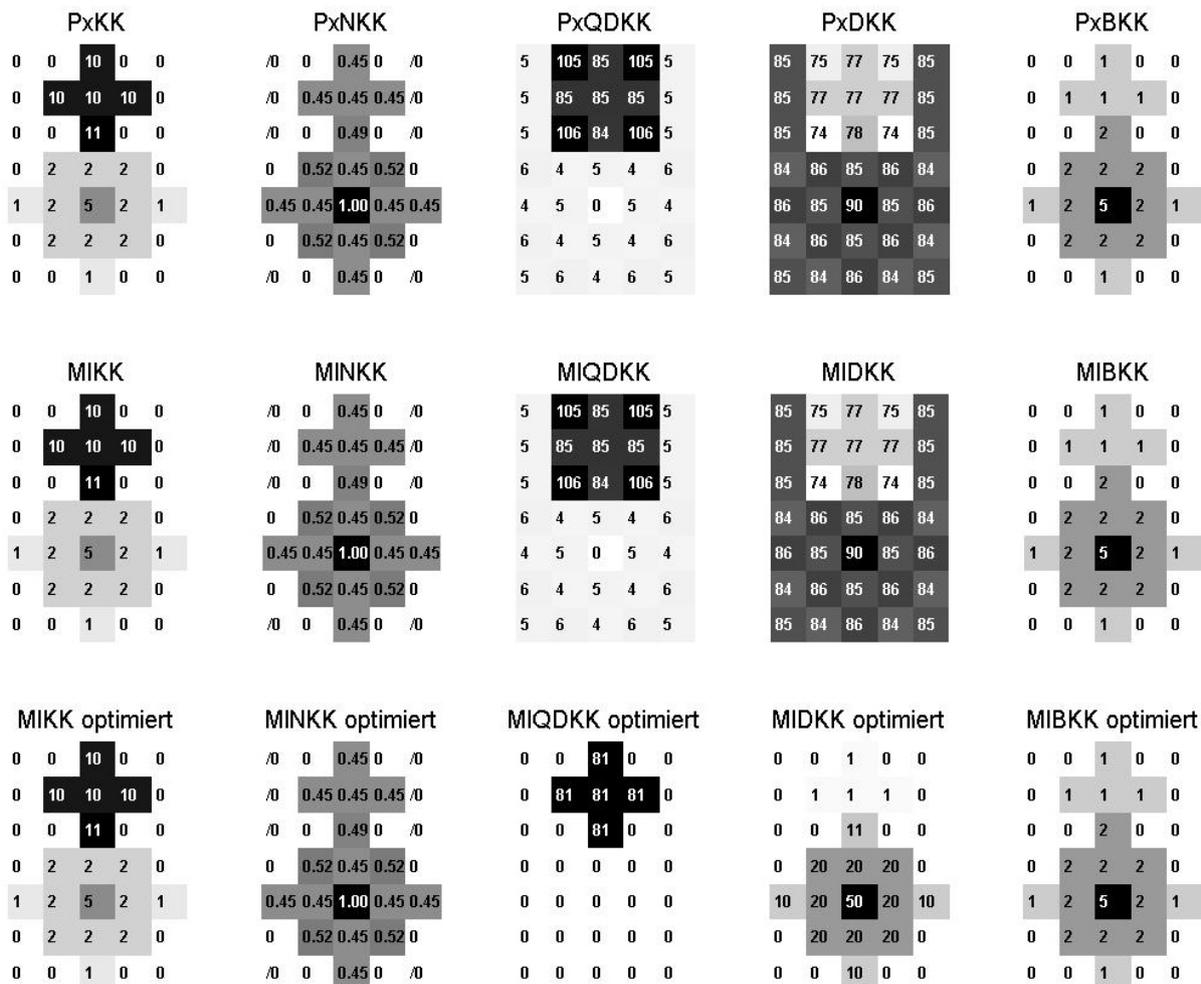


Abbildung 5.2: Koeffizientenbilder mit visualisierten Werten der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren unter Verwendung der in Abbildung 5.1 dargestellten Testbilder bzw. Testbildlisten. Für die MIDKK wurde ein maximaler Grauwert von 10 verwendet. (/0 verdeutlicht eine Division durch Null)

den PxQDKK zeigt das Minimum im Koeffizientenbild die Stelle, an der das Template mit dem Bild übereinstimmt. Wie im vorherigen Absatz bereits beschrieben, zeigt das MIQDKK abweichende Ergebniswerte. Die Invertierung bei der PxDKK und der MIDKK ohne Geschwindigkeitsoptimierung zeigen das zu erwartende Ergebnis, bei dem das Koeffizientenbild negiert ist¹ und somit an der korrekten Stelle ein Maximum im Koeffizientenbild zu erkennen ist. Die MIDKK mit Geschwindigkeitsoptimierung zeigt im Gegensatz dazu ein stark abweichendes Ergebnis. Es ist an der korrekten Stelle ein deutliches Maximum zu erkennen. Darüber hinaus ist der Unterschied zu den Positionen, an der sich das Template nicht befindet, sehr hoch.

Die PxBKK und die MIBKK zeigen ein deutliches Maximum an der korrekten Stelle. Die Geschwindigkeitsoptimierung bei der MIBKK hat keinen Einfluss auf das Ergebnis.

¹ Das Ergebnis ist nicht negiert zu den Ergebnissen der PxQDKK, da bei der MIDKK nicht der quadratische Abstand verwendet wird.

5.1.3 Diskussion und Schlussfolgerungen

Die Untersuchung an diesem einfachen Beispiel hat gezeigt, dass die MIKV ohne die Geschwindigkeitsoptimierung (*Gl. 4.29*) identische Ergebnisse zu den PxKV liefert. Erst durch die Geschwindigkeitsoptimierung, bei der Nullen aufgrund der Bedingung (*Gl. 4.27*) weggelassen werden, unterscheiden sich die Ergebnisse der Verfahren, bei denen diese Bedingung (*Gl. 4.27*) nicht erfüllt ist. Dabei hat sich gezeigt, dass die MIQDKK bei optimierten Merkmalslisten schlechte Ergebnisse liefert und somit für die weiteren Untersuchungen nicht verwendet wird. Andererseits hat sich gezeigt, dass die MIDKK durch die Geschwindigkeitsoptimierung sehr gute Ergebnisse liefert. Daher wird dieses Verfahren in den folgenden Kapiteln genauer untersucht.

Die in dieser Untersuchung verwendeten Bilder stellen nur ein Beispiel dar. Andere Bilder und Templates liefern unter Umständen bessere Ergebnisse. Daher werden in den folgenden Untersuchungen verschiedene Templates und Bilder verwendet. Weiterhin werden im Folgenden ausschließlich optimierte Merkmalslisten verwendet. Aus der Literatur sind die Auswirkungen der Merkmalsextraktion auf das Korrelationsergebnis bekannt [BYX82]. Im Zusammenhang mit der Geschwindigkeitsoptimierung sind somit deutliche Unterschiede zwischen den MIKV und den PxKV zu erwarten.

5.2 Allgemeiner Aufbau der folgenden Testbilder

Für die Durchführung der folgenden Tests werden keine Einzelbilder verwendet. Dies reduziert den Verwaltungsaufwand bei der Berechnung der Testreihe. Innerhalb eines Bildes wird das zu detektierende Objekt mehrmals nebeneinander mit einem definierten Abstand zueinander in x- und y-Richtung eingefügt und durch unterschiedliche Störungen variiert. Ein Beispiel hierfür, bei der die Helligkeit und die Stärke des Rauschens variiert wurde, ist in Abbildung 5.3 dargestellt. Damit die Ergebnisse der späteren Korrelationsalgorithmen unabhängig von den verschiedenen Störungen der Objekte sind, wird zwischen den Objekten ein Rand hinzugefügt, der abhängig von der maximalen Größe des Objektes und der Größe des Templates ist.

Ein zusätzlicher Rand um das Gesamtbild ist aufgrund des bei der Kreuzkorrelation und der verwendeten Berechnung der Merkmale zu berücksichtigenden Randproblems notwendig.

5.3 Einfluss von Störungen der Bildbedingungen

Bei der ersten Testreihe (siehe [MBSP03]) werden die Templates, die Korrelations- und Auswertungsmethoden konstant gehalten. Als Störungen wird gleichartiges Rauschen in unterschiedlicher Stärke, kombiniert mit Helligkeits- bzw. Kontraständerungen, untersucht.

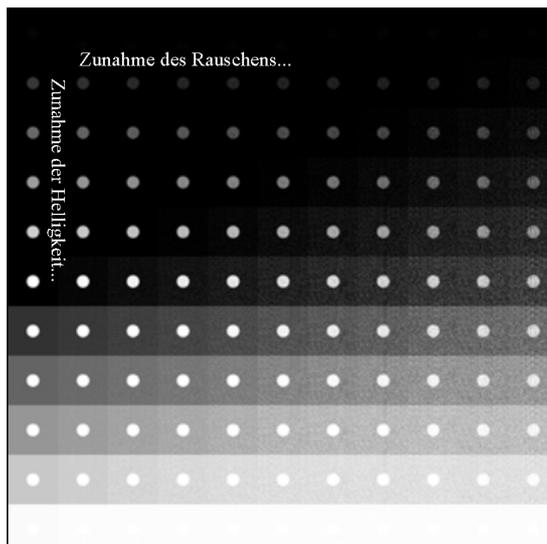


Abbildung 5.3: *Beispiel eines Testbildes mit zwei Arten von Variationen des Objektes in 11 Schritten in einem Bild. Von links nach rechts zunehmendes Rauschen, von oben nach unten zunehmende Helligkeit. Die Größe des Testbildes ist 2.200×2.200 Pixel [Pie04].*

5.3.1 Testbilder und Störungsvariationen

Zunächst wird untersucht, inwieweit der Inhalt der Templates Einfluss auf das Ergebnis hat. Es werden zwei verschiedene, einfache geometrische Figuren zur Analyse verwendet. Es wird ein Kreis und ein Kreuz mit einer Linienbreite von einem Pixel verwendet. Diese sind in Abbildung 5.4 dargestellt.

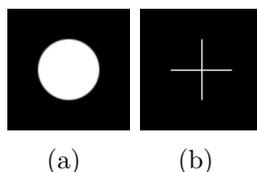


Abbildung 5.4: *Darstellung der untersuchten einfachen Objektformen.*

Die Objekte haben einen Grauwert von 255 und eine Größe von 50×50 Pixel. Das Objekt wird in 11 Schritten in x-Richtung durch additives gleich verteiltes Rauschen von 0 % bis 100 % verändert (siehe Abb. 5.3). In y-Richtung wird zum einen die Helligkeit in 11 Schritten linear von -205 bis +250 verändert und zum anderen der Kontrast nichtlinear von -75 % bis +75 % verändert. Die Nichtlinearität entsteht, da die Kontrastveränderung auf die vorherige Kontrastveränderung durchgeführt wurde. Um störende Einflüsse zwischen benachbarten Objekten zu vermeiden, wird ein Abstand von 150 Pixel zwischen 2 Objekten festgelegt. Es ergibt sich eine Bildgröße von 2.200×2.200 Pixel.

Für die merkmalslistenbasierten Verfahren werden aus den Testbildern und den Templates die Merkmalslistenbilder und -templates berechnet. In Abbildung 5.5 sind die Merkmalsbilder der Templates dargestellt. Als Merkmalsextraktionsverfahren wird die regelbasierte Kantenerkennung verwendet (siehe Abs. 4.3.3). Die Länge der resultierenden

Merkmalsliste beträgt 202 Merkmalspunkte für jedes Template. Es wird das Ende des Kantenanstieges als Kantenposition gewählt (siehe Abs. 4.3.3), wodurch die Merkmalspunkte nach unten rechts verschoben sind. Da das Template im Verhältnis zur Objektgröße ausreichend groß ist, wirkt sich dies nur durch eine Verschiebung des Ergebnisses aus. Dies wird bei den Auswertungen mit berücksichtigt.

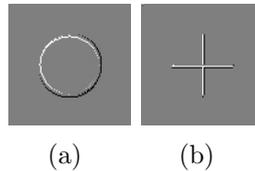


Abbildung 5.5: Ergebnis der regelbasierten Kantenextraktion für die untersuchten Objektformen.

5.3.2 Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen

Als PxKV werden die klassische Kreuzkorrelation (**Gl. 3.8**) (PxKK), die normierte Kreuzkorrelation (**Gl. 3.10**) (PxNKK) und die empirische Kreuzkorrelation (**Gl. 3.11**) (PxEKK) untersucht. Als MIKV werden als Vergleich zu den PxKV die merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.18**) (MIKK) sowie die normierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.21**) (MINKK) eingesetzt. Zusätzlich werden die Ergebnisse der binären merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation (**Gl. 4.24**) (MIBKK) und die auf der Differenz basierende merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (**Gl. 4.26**) (MIDKK) analysiert. Aufgrund der Verwendung von geschwindigkeitsoptimierten Merkmalslisten, werden entsprechend Formel (**Gl. 4.29**) optimierte Verfahren eingesetzt.

Die Ergebnisse der Algorithmen werden mit Hilfe des PSNR (**Gl. 3.21**) miteinander verglichen. Als Aufpunkt für die Berechnung des PSNR wird der Wert an der korrekten mittleren Position verwendet. Einige Algorithmen, wie die PxEKK, liefern bei fehlendem Rauschen, aufgrund der Division durch Null, ungültige Werte. Daher werden die Ergebnisse der Helligkeit und des Kontrastes bei 10%-igem Rauschen ausgewertet.

5.3.3 Ergebnisse

Zur besseren Übersicht werden die Ergebnisse geordnet nach der Art der Störung und nach der Art der Kreuzkorrelationsverfahren vorgestellt.

5.3.3.1 Variation der Stärke des Rauschens

PxKV: Beim Vergleich der PxKV untereinander ist das PSNR für die Kreuzbilder (siehe Abb. 5.6b) am höchsten. Dabei erreicht die PxKK die besten Ergebnisse. Bei den Kreisbildern (siehe Abb. 5.6a) ist das PSNR nicht so hoch. Die PxEKK liefert bei diesen Templates das höchste PSNR. Als am wenigsten rauschempfindlich erweisen sich die PxNKK und die PxEKK. Diese Erkenntnisse sind aus der Literatur bekannt.

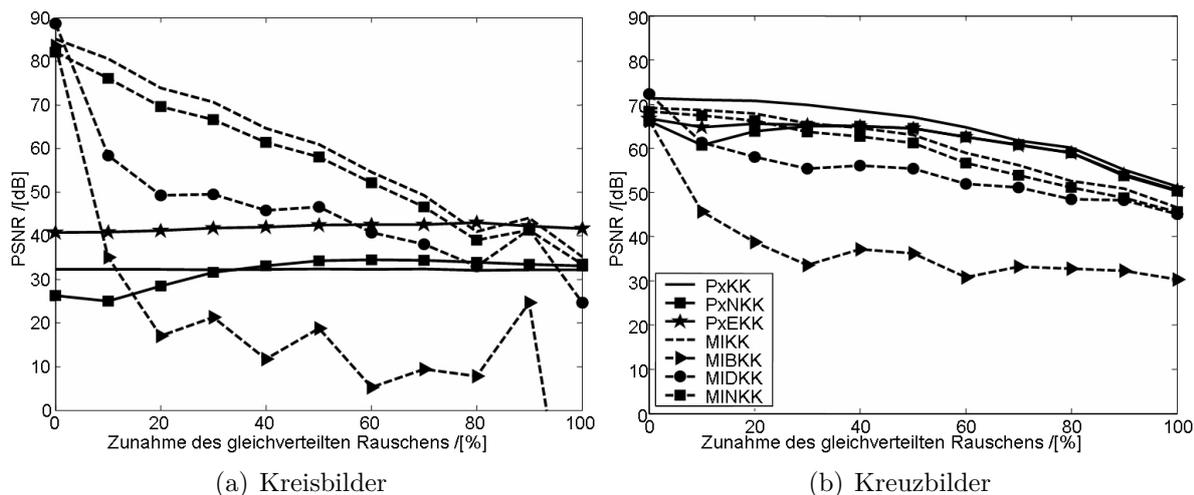


Abbildung 5.6: Einfluss von unterschiedlich starkem Rauschen auf das PSNR für die untersuchten Objekte [MBSP03, Pie04].

MIKV: Die MIKV reagieren empfindlich gegenüber Rauschen. Vor allem bei der MIBKK sinkt das PSNR bereits bei leichtem Rauschen erheblich. Auch bei der MIDKK sinkt das PSNR, bleibt aber bei den Kreisbildern noch bis zu 50 % Rauschen über dem PSNR der PxKV. Die anderen MIKV sind weniger rauschempfindlich. Andererseits ist das PSNR der MIKV bei den Kreisbildern ohne störende Einflüsse am höchsten (siehe Abb. 5.6a). Es ist doppelt so hoch als das PSNR der PxKV, wobei die MIDKK das höchste PSNR liefert. Das PSNR bei den Kreuzbildern liegt in etwa auf dem Niveau der PxKV (siehe Abb. 5.6b). Dies ist durch die ähnliche Anzahl übereinstimmender Bild- bzw. Merkmalslistenpunkte der Kreuzkorrelationsverfahren zu erklären.

5.3.3.2 Variation der Helligkeit

PxKV: Die PxKK und die PxEKK reagieren nur leicht auf Helligkeitsänderungen, die PxNKK stärker, wobei das PSNR bei höherer Helligkeit leicht ansteigt (siehe Abb. 5.7). Zusätzlich schwanken die Ergebnisse der PxNKK stärker als die anderen PxKV. Dieses Verhalten ist durch eine geringere lokale Varianz der Bilder, verursacht durch den beschränkten Wertebereich, zu erklären. Die Ergebnisse der PxKV der unterschiedlichen Objekte sind bei den PxKV ähnlich zueinander.

MIKV: Das Ergebnis der MIKV bei den Kreisbildern wird sowohl durch eine Zu- als auch durch eine Abnahme der Helligkeit beeinflusst, wobei das PSNR jeweils sinkt (siehe Abb. 5.7). Die MIDKK und die MIBKK reagieren empfindlicher als die anderen untersuchten MIKV. Bei den Kreuzbildern sinkt das PSNR der MIDKK und der MIBKK nur bei der Zunahme der Helligkeit. Das PSNR der anderen MIKV bleibt annähernd konstant. Insgesamt reagieren die MIDKK und die MIBKK empfindlicher als die anderen

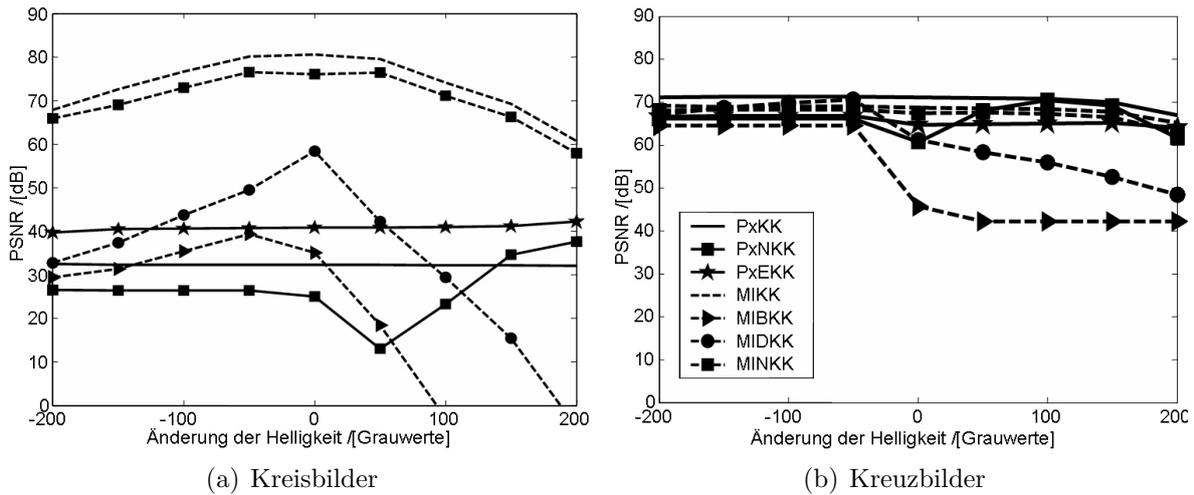


Abbildung 5.7: Änderung des PSNR bei Veränderung der Helligkeit der untersuchten Objekte. Dargestellt sind die Ergebnisse bei 10 % Rauschen [MBSP03, Pie04].

MIKV. Die geringeren Werte im Gegensatz zu den vorherigen Ergebnissen kommen dadurch zustande, dass hier die Ergebnisse bei 10 % Rauschen verwendet werden.

5.3.3.3 Variation des Kontrastes

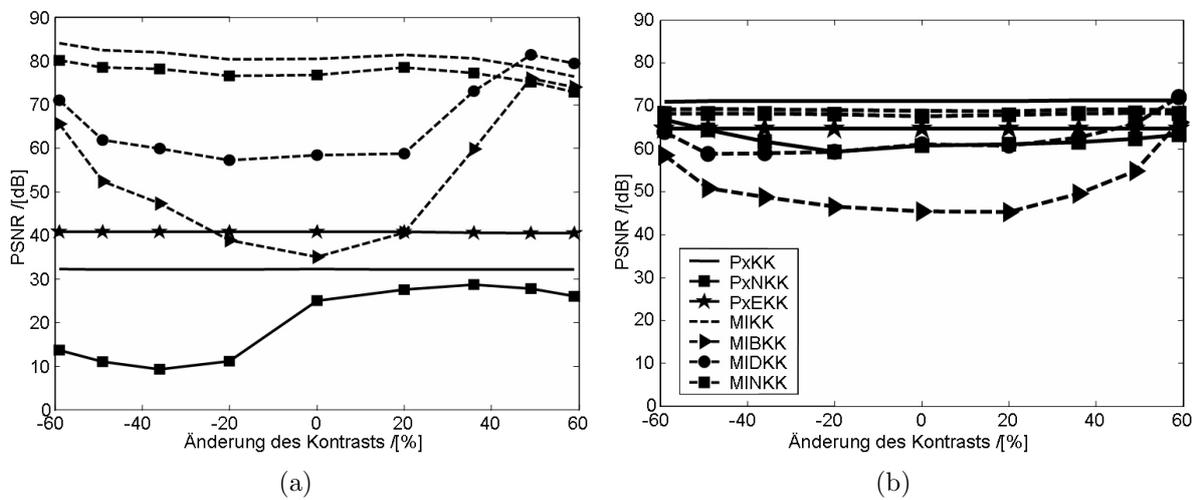


Abbildung 5.8: Änderung des PSNR bei Veränderung des Kontrastes der untersuchten Objekte. Dargestellt sind die Ergebnisse bei 10 % Rauschen [MBSP03, Pie04].

PxKV: Gegenüber Kontraständerungen sind die PxKK und die PxEKK robust. Die PxNKK reagiert leicht auf Kontraständerungen (siehe Abb. 5.8). Dabei steigt das PSNR bei der PxNKK bei den Kreuz-Objekten bei höherem und bei niedrigerem Kontrast leicht an. Werden Kreis-Objekte verwendet, ist das PSNR der PxNKK bei höherem und geringerem Objektkontrast entsprechend höher bzw. geringer.

MIKV: Bei den MIKV werden die Ergebnisse der MIDKK und der MIBKK stärker durch Kontraständerungen beeinflusst als die übrigen MIKV (siehe Abb. 5.8). Das PSNR steigt bei steigendem und abfallendem Kontrast teilweise über das PSNR der anderen MIKV. Dies ist durch die Verwendung von 10 %-igem Rauschen im Zusammenhang mit der Verwendung von Objekten mit einem Grauwert von 255 zu erklären. Die anderen MIKV reagieren nicht so empfindlich auf Kontraständerungen. Allgemein führen Kontraständerungen bei den Kreuzbildern zu geringeren Ergebnisschwankungen als bei den Kreisbildern.

5.3.3.4 Vergleich der Rechenzeit

PxKV: Für die Berechnung eines Ergebnisbildes benötigten die PxKV auf einem Intel Pentium4 mit 1,7 GHz ca. 110 - 210 Minuten Rechenzeit, unabhängig vom Inhalt des Bildes. Die PxKK benötigt die geringste, die PxEKK benötigte die meiste Rechenzeit.

MIKV: Die MIKV benötigen im Gegensatz dazu ohne Merkmalsberechnung auf demselben System 9 - 15 Minuten. Die MINKK benötigt hierbei die meiste und die MIBKK die wenigste Rechenzeit. Zusätzlich zur Kantenberechnung von 1 - 2 Minuten sind diese Verfahren für diese Testbilder durchschnittlich 12-mal schneller als die PxKV.

Die Rechenzeit der MIKV ist von der Anzahl der Merkmalspunkte abhängig. Der Geschwindigkeitsvorteil dieser Verfahren ist durch die geringe Anzahl der Template-Kantenpunkte zu erklären. Die verwendeten Templates besitzen nur ca. 200 Kantenpunkte im Gegensatz zu 50×50 (2500) Pixel. Somit ist, selbst wenn durch das Rauschen an jeder Stelle des Testbildes ein Merkmalspunkt existiert, für die Berechnung der MIKV weniger als ein Zehntel der Operationen der PxKV notwendig.

5.3.4 Diskussion und Schlussfolgerungen

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass die PxKV im Gegensatz zu den MIKV robust gegenüber Rauschen sind. Die Ergebnisse der MIKV hängen von der verwendeten Merkmalsextraktion ab. Die hier verwendete Kantenextraktion reagiert wie alle Kantenextraktionsverfahren empfindlich auf Rauschen, wodurch die Empfindlichkeit der MIKV gegenüber Rauschen zu erklären ist. Die Ergebnisse der Untersuchungen des Einflusses der Merkmalsextraktion auf die Ergebnisse werden in den Abschnitten 5.5 und 6.2 vorgestellt und diskutiert.

Auch gegenüber Helligkeits- und Kontrastschwankungen sind die PxKV robuster. Andererseits ist das PSNR der MIKV höher als die der PxKV. Weitere Untersuchungen, die im Folgenden vorgestellt werden, sollen zeigen, ob dieser Vorteil die genannten Nachteile ausgleichen kann.

Auffällig bei der Variation der Helligkeit und des Kontrastes ist der Einfluss der unterschiedlichen Templates auf das Korrelationsergebnis. Dieser Unterschied zwischen den Ergebnissen ist unerwartet. Eine ausführlichere Analyse des Einflusses des Templates auf

das Ergebnis durch eine größere Anzahl von Objekten wird in den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 5.4) vorgestellt.

Weiterhin ist die Verwendung von Objekten mit einem Grauwert von 255 ungünstig, da sich einige Variationen der Störungen nicht auf das Objekt auswirken. In der im Abschnitt 5.5 vorgestellten Analyse wird dies mit berücksichtigt.

Das zum Vergleich verwendete PSNR ist ein Gütemaß, das bei deutlicher Abweichung der Ergebniswerte von der Normalverteilung ungünstig ist. Daher werden im Weiteren alternative Vergleichsmaße verwendet. Der direkte Vergleich der Werte der Koeffizienten der Kreuzkorrelationen ist aufgrund unterschiedlicher Wertebereiche nicht sinnvoll. Der Verlauf der Werte ist trotzdem von Interesse. Daher werden diese bei den folgenden Untersuchungen mit einbezogen. Die Anzahl der korrekt detektierten Templates als Vergleichsmaß wird hauptsächlich im Abschnitt 6 verwendet. Bei der Analyse der synthetischen Testbilder werden Fehldetektionen im Folgenden zusätzlich mit dargestellt. Der Abstand der detektierten Position zur korrekten Position ist als Vergleichsmaß nicht sinnvoll, da die Position bei Fehldetektionen sehr weit entfernt sein können, was das Ergebnis sehr stark verfälscht.

Alle bisher untersuchten Störungen haben unterschiedlichen Einfluss auf die Korrelationsergebnisse der unterschiedlichen Korrelationsverfahren. Es ist zu erwarten, dass Störungen der Objektform ebenfalls zu unterschiedlichen Ergebnissen führen. Auch die Bestätigung der Ergebnisse mit natürlichen Bildern und mit praktischen Aufgabenstellungen sind von Interesse und werden in den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 6) diskutiert.

Die Untersuchung zweier Variationen in einem Bild hat sich aufgrund der sehr großen Bilder und des damit verbundenen enormen Speicher- und Rechenzeitbedarfs als ungünstig erwiesen. Durch die Beschränkung der Ressourcen ist die Anzahl der Objekte in einem Bild und somit die Auflösung der einzelnen Ergebnisse gering. Überdies erfolgt die Auswertung der Daten für jede Art von Störung separat. Somit ist eine gemeinsame Berechnung in einem Bild nicht notwendig.

Die Analyse von Bildern mit 10%-igem Rauschen ist notwendig, da z. B. bei der PxEKK in den Bildbereichen, an denen die lokale Varianz Null ist, ungültige Werte aufgrund einer Division durch Null entstehen. Im Folgenden werden diese Bereiche der Koeffizientenbildern gesondert behandelt und auf Null gesetzt. Die Kombination von Rauschen und einer weiteren Störung wird im Folgenden separat analysiert.

Weiterhin wird für die bisher vorgestellte Analyse der Wert an der korrekten zentralen Position verwendet. Eine Untersuchung der Unterschiede zwischen diesen Ergebnissen und den Ergebnissen bei Verwendung der Position des maximalen Koeffizienten ist sinnvoll und wird in den folgenden Untersuchungen durchgeführt.

5.4 Einfluss von Störungen der Form der Objekte

Ausgehend von der ersten Untersuchung wurde eine zweite Testreihe initiiert, bei der einige Kritikpunkte aus der ersten Testreihe berücksichtigt und offene Fragestellungen analysiert werden.

Auch bei dieser Testreihe werden die Templates, die Kreuzkorrelations- und Auswertungsmethoden über die Testreihe konstant gehalten. Die Fragestellung, inwieweit die Wahl des Templates Einfluss auf das Ergebnis hat und ob man Aussagen darüber treffen kann, welche Korrelationsalgorithmen für welche Arten von Templates günstig sind, wird in diesem und in den folgenden Abschnitten (siehe Abs. 6.2) diskutiert. In dieser Untersuchung werden daher zusätzliche Templates verwendet. Weiterhin werden im Gegensatz zur ersten Testreihe weitere Kreuzkorrelationsverfahren, Testbilder mit einer höheren Anzahl von Objekten pro Störung verwendet und zusätzliche Ergebnisauswertungen durchgeführt. Als Störungen wird die Skalierung des Objektes, die Unschärfe und ein Negativtest untersucht. Zusätzlich werden die Einflüsse zweier gleichzeitiger Störungen, wie der Skalierung und des Rausches, untersucht. Ein Vergleich der Ergebnisse unter Verwendung der Position des maximalen Korrelationswertes und der korrekten zentralen Position wird ebenfalls durchgeführt.

5.4.1 Testbilder und Störungsvariationen

Bei dieser zweiten Testreihe werden die folgenden fünf verschiedene Objekte untersucht: ein Kreis, ein Quadrat, ein Dreieck und zwei verschiedene Kreuze. Das Kreuz vom Typ Eins hat, wie bei der ersten Testreihe, eine Linienbreite von einem Pixel, die auch bei der Skalierung nicht verändert wird. Das zweite Kreuz hat breitere Linien und wird normal skaliert. Die verwendeten Templates sind in Abbildung 5.9 und 5.10 dargestellt.

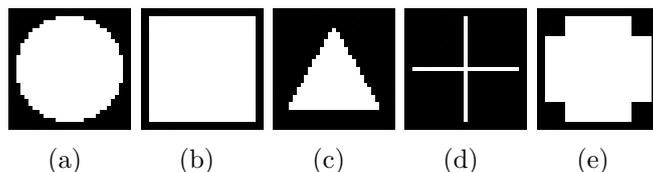


Abbildung 5.9: Darstellung der untersuchten Objektformen [Pie04]. (a) Kreis, (b) Quadrat, (c) Dreieck, (d) Kreuz vom Typ Eins, (e) Kreuz vom Typ Zwei.

Variation der Skalierung: Bei der Variation der Skalierung wird das Objekt in 21 Schritten in x-Richtung verändert (siehe Abb. 5.11). Hierbei wird das Objekt pro Schritt um 2 Pixel unter Verwendung der „Nearest-Neighbor“-Interpolation vergrößert bzw. verkleinert. Maximal wird es bei der Skalierung auf eine Größe von 51 Pixel vergrößert. Bei dem Kreuzobjekt vom Typ Eins wird nur die Länge der Linien verändert. Die Linienbreite von einem Pixel bleibt erhalten.

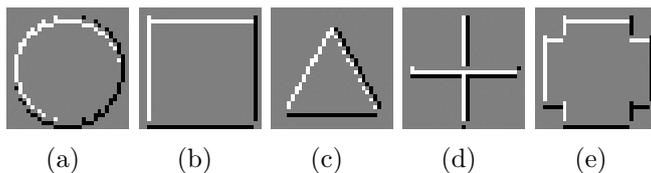


Abbildung 5.10: Ergebnis der regelbasierten Kantenerkennung für die untersuchten Objektformen [Pie04]. (a) Kreis, (b) Quadrat, (c) Dreieck, (d) Kreuz vom Typ Eins, (e) Kreuz vom Typ Zwei.

Variation der Unschärfe: Bei der Variation der Unschärfe wird das Objekt in 15 Schritten mit einem Mittelwertfilter der Maskengöße von 3 - 29 Pixel gefaltet. Die Maske wird pro Schritt um zwei Pixel vergrößert. Der Aufpunkt ist das mittlere Pixel.

Negativtest: Als Negativtest wird das Testbild mit den unterschiedlich skalierten Kreisen verwendet. In diesem Bild werden die nicht vorhandenen Templates gesucht und die Ergebnisse analysiert.

Kombination von Störungen: Für die Kombination zweier Störungen werden die Testbilder der Skalierung und der Unschärfe (z. B. das Bild in Abb. 5.11) unverändert in y-Richtung 10 mal kopiert. Das so konstruierte Ausgangsbild wird anschließend in 21 Schritten durch additives gleichverteiltes Rauschen in den Grenzen von $\pm 1\%$ bis $\pm 500\%$ verrauscht (siehe Abs. 5.4.3.4). Diese Untersuchungen dienen zur Validierung der Ergebnisse unter Rauscheinfluss. Aufgrund der hohen Anzahl der möglichen Kombinationen werden nur exemplarisch Auswertungen für ausgewählte Objekte (z. B. Kreis und Dreieck) und Verfahren (z. B. PxKK, PxNKK, MIKK) durchgeführt.

Testbilder: Die Templates haben einen Grauwert von 255 und eine Größe von 31 Pixel. Der Abstand zwischen 2 Objekten wird auf 32 Pixel festgelegt. Mit dem zusätzlichen Bildrand ergibt sich eine Gesamtbildgröße von $1803 \times 143 \text{ Pixel}^2$ für die Variation der Skalierung und $1305 \times 143 \text{ Pixel}^3$ für die Variation der Unschärfe.



Abbildung 5.11: Testbild mit der Variation der Größe des Dreieck-Objektes in 21 Schritten.

Für die MIKV werden aus den Testbildern und den Templates entsprechende Merkmalslisten berechnet. Die verwendeten Merkmalsbilder sind in der Abbildung 5.10 dargestellt. Als Merkmalsextraktionsverfahren wird die regelbasierte Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3.3)

² $((51 + 32) \cdot 21 + 2 \cdot (31 - 1)) = 1805 \text{ Pixel}; (51 + 3 \cdot 31 - 1) = 143 \text{ Pixel}$

³ $((51 + 32) \cdot 15 + 2 \cdot (31 - 1)) = 1305 \text{ Pixel}; (51 + 3 \cdot 31 - 1) = 143 \text{ Pixel}$

verwendet. Es wurde das Ende der Kante als Kantenposition gewählt. Um das Randproblem der Merkmalsextraktion zu lösen, ist das merkmalslistenbasierte Template etwas kleiner als das pixelbasierte Template. Die Objekte für die Templates der merkmalslistenbasierten Verfahren sind daher nur 27×27 Pixel groß. Dieser Größenunterschied ist in den Ergebnissen der Variation der Objektgröße durch einen verschobenen Peak im Ergebnis sichtbar.

5.4.2 Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen

Als Kreuzkorrelationsalgorithmen werden als PxKV die klassische Kreuzkorrelation (PxKK) (*Gl. 3.8*), die normierte Kreuzkorrelation (PxNKK) (*Gl. 3.10*), die empirische Kreuzkorrelation (PxEKK) (*Gl. 3.11*) und die Kreuzkorrelation auf Basis der Kreuzkovarianz (PxKKK) (*Gl. 3.9*) verwendet. Als merkmalslistenbasierte Verfahren werden entsprechende merkmalslistenbasierte Versionen verwendet (MIKK) (*Gl. 4.18*), (MINKK) (*Gl. 4.21*), (MIEKK) (*Gl. 4.22*), (MIKKK) (*Gl. 4.23*). Zusätzlich wird die binäre (MIBKK) (*Gl. 4.24*) und die differenzbasierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (MIDKK) (*Gl. 4.26*) verwendet. Es werden wiederum optimierte Merkmalslisten und entsprechend Formel (*Gl. 4.29*) optimierte Verfahren verwendet.

Zur Auswertung der Algorithmen wird zusätzlich zum PSNR (*Gl. 3.21*) der Verlauf der Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren analysiert. Der direkte Vergleich der Ergebnisse ist aufgrund der unterschiedlichen Wertebereiche nicht sinnvoll. Daher wird nur der Kurvenverlauf ausgewertet. Um die Ergebnisse in einem Diagramm darstellen zu können, werden die Ergebnisse, wenn nötig, z. B. bei der PxKKX, normiert. Zur Normierung werden die maximalen Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren verwendet. Im Anhang sind die maximalen Koeffizienten der nachfolgend dargestellten Ergebnisse (siehe Abs. A.2) aufgeführt.

Weiterhin werden die Berechnungen einmal mit den Werten der korrekten, mittleren Position des Templates und zum anderen mit der Position des maximalen Korrelationskoeffizienten innerhalb einer Variation durchgeführt und die Ergebnisse miteinander verglichen. Die Ergebnisse, bei denen die Position des Maximums nicht mit der korrekten Position übereinstimmt, werden an den Verläufen der Abbildungen (siehe Abb. 5.17 und 5.19) gekennzeichnet.

5.4.3 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Untersuchungen sind sehr umfangreich. Daher werden im Folgenden die Ergebnisse in Kategorien zusammengefasst und exemplarisch anhand selektiver Ergebnisse diskutiert. Informationen zu den weiteren Ergebnissen befinden sich im Anhang (siehe Abs. A.7).

5.4.3.1 Änderung der Größe des Objektes

Die Abbildung (Abb. 5.12) zeigt typische Verläufe der Koeffizienten am Beispiel des Kreis-Objektes.

PxKV: Die Koeffizienten der pixelbasierten Verfahren zeigen mit Ausnahme der PxKK ein Maximum an der Stelle, an der Objekt und Template gleich groß sind. Bei der PxKK steigen die Koeffizienten bis zur übereinstimmenden Größe des Objektes an. Mit weiter wachsender Größe des Objektes bleiben die Koeffizienten konstant (siehe Abb. 5.12). Das PSNR zeigt bei allen Verfahren ein Maximum wenn Größe des Templates und des Objektes übereinstimmen. Die Koeffizienten und das PSNR sinken im Vergleich zu den MIKV weniger stark.

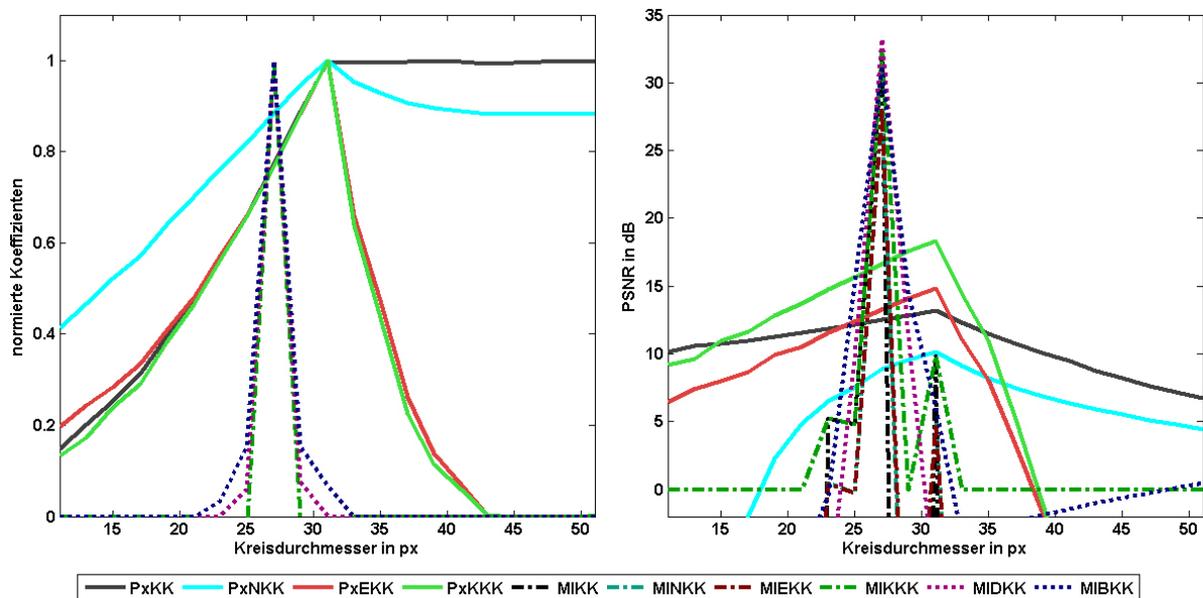


Abbildung 5.12: Veränderung der Koeffizienten (links) und des PSNR (rechts) der Kreuzkorrelationsverfahren in Abhängigkeit von der Größe der Objekte am Beispiel des Kreis-Objektes. Größe des Templates der PxKV : 31 Pixel, Größe des Templates der MIKV : 27 Pixel

MIKV: Alle Koeffizienten der MIKV zeigen ein sehr deutliches Maximum an der Stelle, an der das Objekt die identische Größe wie das Template hat. Die Abbildung 5.12 zeigt beispielhaft die Ergebnisse bei Verwendung des Kreis-Objektes. Bis zu einem Größenunterschied von ± 6 Pixel sind die Koeffizienten nahe Null. Mit weiter steigender Größe steigen die Koeffizienten zunächst leicht an. Bei der übereinstimmenden Größe steigen die Koeffizienten sprunghaft auf das Maximum. Steigt die Größe weiter an, sinken die Koeffizienten stark ab. Auch das PSNR zeigt bei allen Verfahren ein sehr deutliches Maximum an der korrekten Position Stelle (siehe Abb. 5.12). Vor und nach dem Maximum schwankt das PSNR jedoch relativ stark.

Dieses beschriebene Verhalten der Koeffizienten weicht bei den Kreuz-Objekten vom ersten Typ bei den PxKV und den MIKV ab. Bei den Dreieck-Objekten weichen die Ergebnisse nur bei den PxKV ab. In einem späteren Abschnitt (siehe Abs. 5.4.3.6) werden diese Ergebnisse diskutiert.

5.4.3.2 Veränderung der Schärfe des Objektes

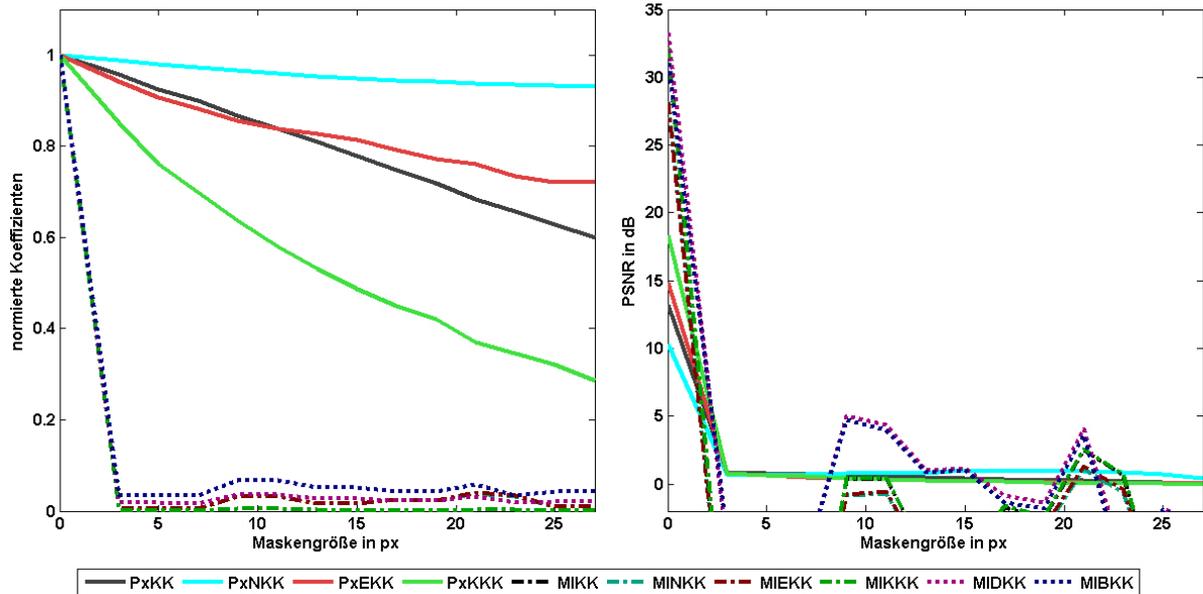


Abbildung 5.13: Veränderung der Koeffizienten (links) und des PSNR (rechts) der Kreuzkorrelationsverfahren in Abhängigkeit von der Schärfe der Objekte am Beispiel des Kreis-Objektes.

PxKV: Die Erhöhung der Unschärfe des Objektbildes bewirkt bei den PxKV eine Verringerung der Koeffizienten (siehe Abb. 5.13), wobei der Kurvenverlauf der PxNKK im Vergleich zu den anderen PxKV nicht so stark abfällt. Das PSNR sinkt bei steigender Unschärfe nur gering bzw. bleibt weitestgehend konstant (siehe Abb. 5.13). Die PxKK und die PxEKK werden durch steigende Unschärfe geringfügig mehr beeinflusst. Die Ergebnisse bei Verwendung des Dreiecks weichen von dem beschriebenen Verhalten ab (siehe Abs. 5.4.3.6).

MIKV: Alle MIKV reagieren bei allen getesteten Objekten sehr empfindlich auf Unschärfe. Bereits bei der Faltung der Objektbilder mit dem kleinsten Mittelwertoperator sinken die Koeffizienten der MIKV auf nahezu Null (siehe Abb. 5.13). Auch das PSNR sinkt bereits bei minimaler Unschärfe sehr stark. Das PSNR sinkt sogar unter Null, was durch Fehldetektionen des Objektes zu begründen ist (siehe Abs. 5.4.3.5).

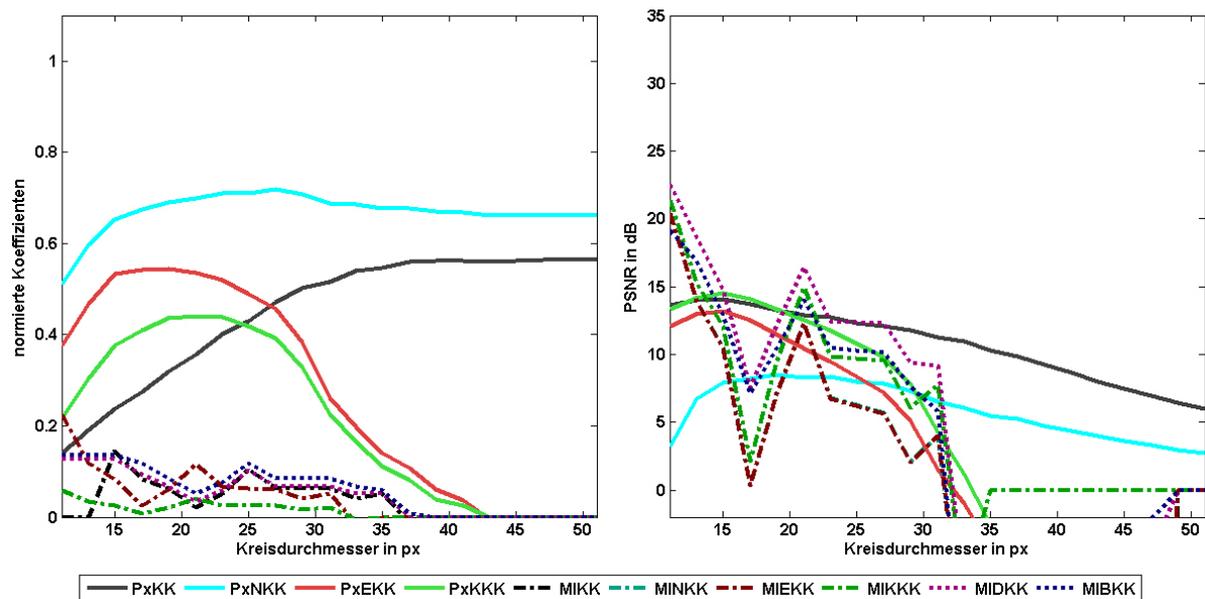


Abbildung 5.14: Veränderung der Koeffizienten (links) und des PSNR (rechts) der Kreuzkorrelationsverfahren bei nicht vorhandenen Objekten. Es wird ein Dreieck-Template in einem Bild gesucht, das Kreise enthält, deren Größe sich ändert. Die Skalierung ist die gleiche wie in der entsprechenden obigen Abbildung (siehe Abb. 5.12).

5.4.3.3 Negativtest

Zur besseren Verdeutlichung der Unterschiede zu den oben vorgestellten Ergebnissen werden im Gegensatz zu den vorherigen Darstellungen diese Ergebnisse nicht mit Hilfe des aktuellen maximalen Wertes normiert, sondern mit dem maximalen Wert der Untersuchung, bei der das Objekt und das Template übereinstimmt.

PxKV: Die Ergebnisse der PxKV für ein nicht im Bild vorhandenes Template unterscheiden sich von den Ergebnisse der PxKV, bei denen das Template im Bild vorhanden ist. In Abbildung 5.14 wird dies am Beispiel der unterschiedlich skalierten Kreisen verdeutlicht. Während sich die Koeffizienten bei der Suche vom Quadrat- und Kreuz-Objekt vom Typ Zwei ähnlich zu den Koeffizienten bei der Suche des im Bild befindlichen Kreis-Objektes verhalten, sinken die Koeffizienten bei Verwendung des Dreieck-Objektes um 30 % und bei Verwendung des Kreuz-Objektes Typ 1 sogar um 60 %. Das maximale PSNR sinkt nur gering (siehe Abb. 5.14). Bei dem Quadrat-Objekt steigt das PSNR sogar leicht an.

MIKV: Die Koeffizienten aller MIKV sinken stark um 60 % bis 80 %. Am stärksten sinken die Koeffizienten beim Kreuz-Template vom Typ Eins. Auch das PSNR sinkt stark von über 30 dB auf maximal 21 dB. Die höchsten Werte werden erreicht, wenn die Konturen des Objektes und des Templates zumindest teilweise übereinstimmen. Die Abbildung 5.14 zeigt ein Beispiel, bei dem die Konturen des Dreiecks an vielen Stellen mit den Konturen des Kreis-Templates übereinstimmen. Daher sind die Ergebnisse an diesen Stellen erhöht.

5.4.3.4 Einfluss von Rauschen und Störung der Objektform auf die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren

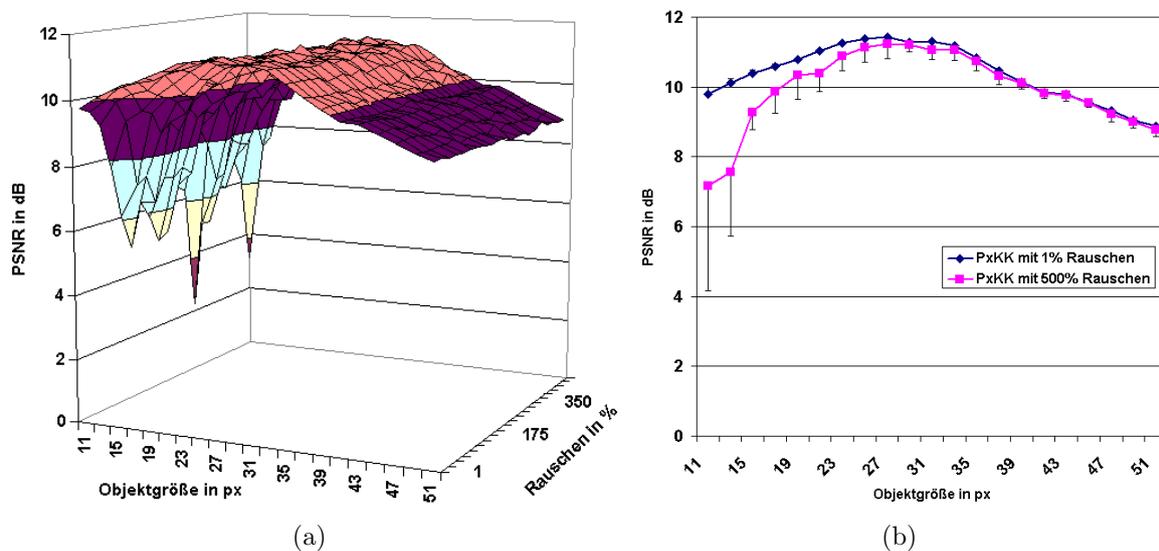


Abbildung 5.15: Ergebniss der PxKK unter Verwendung von zunehmend verrauschten Bildern mit unterschiedlich skalierten Dreiecken. (a) PSNR in Abhängigkeit von der Größe des Dreiecks und in Abhängigkeit vom Rauschen, (b) PSNR bei 1 % Rauschen und bei 500 % Rauschen mit dargestellter Standardabweichung der 10 Testbilder.

PxKV: In Abbildung 5.15 sind beispielhaft die gemittelten PSNR der PxKK eines Dreieck-Templates mit unterschiedlich skalierten Dreieck-Objekten, die zunehmend verrauscht werden, dargestellt. Die Abbildung 5.15a veranschaulicht, dass ein Maximum bei der korrekten Größe des Templates erreicht wird. Dieses hebt sich jedoch nur leicht von den anderen Ergebnissen ab. Generell sind die Ergebnisse trotz zunehmendem Rauschen stabil. Das PSNR sinkt mit zunehmendem Rauschen nur leicht, wie in Abbildung 5.15b zu erkennen ist. Die einzelnen Ergebnisse sind aus den vorangegangenen Untersuchungen bereits bekannt und konnten mit dieser Untersuchung untermauert werden. Die der weiteren untersuchten Verfahren und Testbilder liefern ebenfalls übereinstimmende Ergebnisse. In Abbildung 5.15b ist die Standardabweichung des PSNR für die 10 gemittelten Berechnungen für die am wenigsten verrauschten und für die am stärksten verrauschten Bilder dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Standardabweichung des PSNR mit zunehmendem Rauschen steigt, was aufgrund der vorherigen Untersuchungen zu erwarten war.

MIKV: Die Abbildung 5.16 zeigt die Ergebnisse für die MIKK. Auch hier zeigt sich, dass sich die Ergebnisse aus den vorherigen Untersuchungen bestätigen. Es existiert ein eindeutiges Maximum an der korrekten Position. Die MIKK ist rauschempfindlicher als die PxKK, wobei das PSNR an der korrekten Stelle selbst bei den am stärksten verrauschten Bildern höher ist als das PSNR der PxKK. Die Abbildung 5.16b verdeutlicht

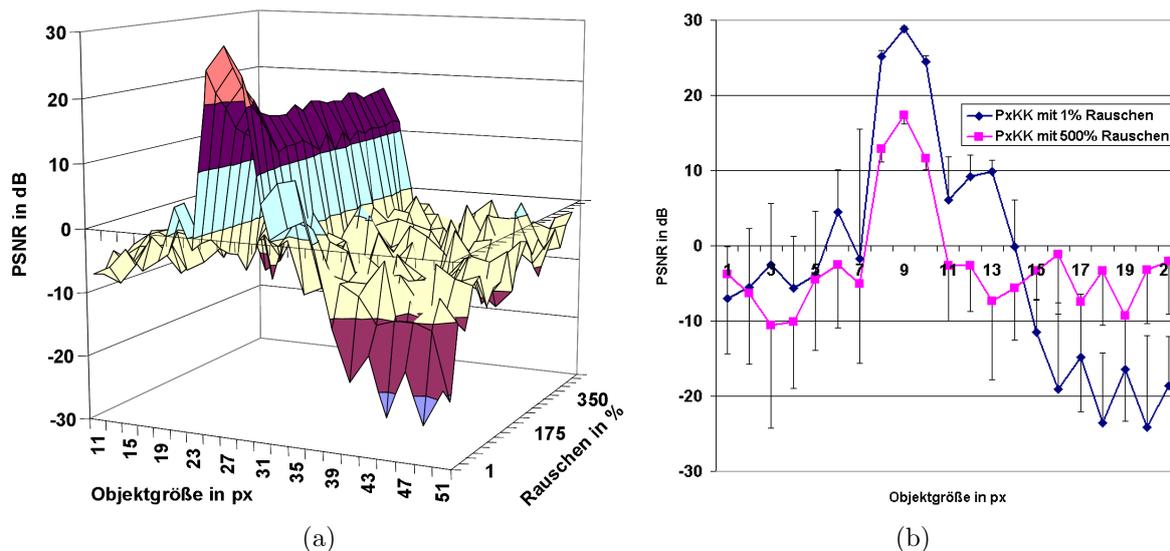


Abbildung 5.16: Ergebnisse der MIKK unter Verwendung von zunehmend verrauschten Bildern mit unterschiedlich skalierten Dreiecken. (a) PSNR in Abhängigkeit von der Größe des Dreiecks und in Abhängigkeit vom Rauschen, (b) PSNR bei 1 % Rauschen und bei 500 % Rauschen mit dargestellter Standardabweichung der 10 Testbilder.

andererseits, dass die Standardabweichung des PSNR nur an den Stellen nahe der korrekten Templategröße klein ist. Andernfalls ist die Standardabweichung im Vergleich zur P_xKK sehr hoch. Zusätzlich wächst die Standardabweichung bei der MIKK mit steigendem Rauschen stärker als bei den P_xKK.

5.4.3.5 Unterschiede zwischen Maximum-Position und Mittelpunkt

Die bisherigen Ergebnisse zeigen den Wert des zentralen Pixels der Korrelationsbilder (siehe Abb. 5.12). Befindet sich der maximale Koeffizient nicht im Zentrum des Objektes, wird das Objekt nicht an der korrekten Position detektiert. Die Abbildung 5.17 zeigt beispielhaft die Ergebnisse für die unterschiedlich skalierten Kreise, wenn der maximale Koeffizient der Kreuzkorrelationsverfahren verwendet wird. Die Markierung verdeutlicht die Stellen, an denen der maximale Koeffizient sich im Zentrum des Objektes befindet.

P_xKV: Die Graphen der maximalen Koeffizienten der P_xKV unterscheiden sich nur leicht von den Graphen der Koeffizienten an der korrekten Position (siehe Abb. 5.12). Nur der Abfall der Koeffizienten bei größeren Objekten ist etwas schwächer im Vergleich zu den Werten an der korrekten Position. Die Markierung an den Kurven bei einem Kreisdurchmesser von 31 Pixel zeigt, dass die Position des Maximums nur bei übereinstimmender Größe mit der korrekten Position übereinstimmt. Im Gegensatz dazu stimmt bei Veränderung der Schärfe des Objektes die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten Position überein. Dies trifft nicht für Dreieck-Objekte zu (siehe Abb. 5.19a). Im Folgenden Abschnitt 5.4.3.6 wird auf dieses abweichende Ergebnis näher eingegangen.

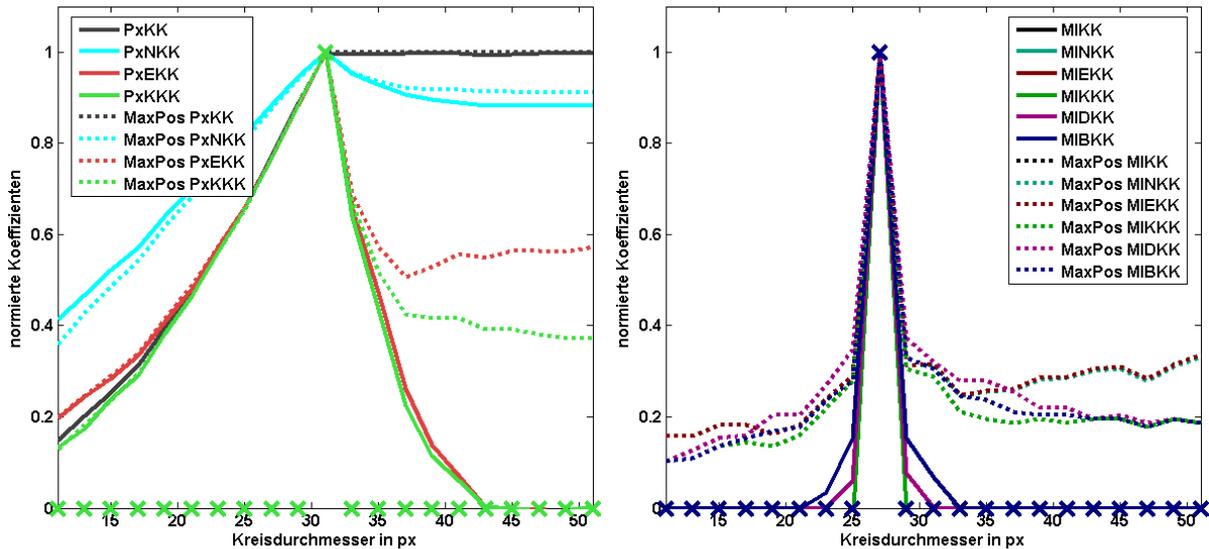


Abbildung 5.17: Verlauf der Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren bei den Kreis-Objekten, deren Größe sich ändert. Im Gegensatz zu den obigen Untersuchungen (siehe Abs. 5.4.3.1) sind hier zusätzlich die maximalen Koeffizienten (gepunktete Linie) dargestellt. links: PxKV; rechts: MIKV; Kreuz: übereinstimmende Position von Maximum und zentralem Pixel

MIKV: Die Kurven der Ergebnisse der MIKV bei Verwendung des maximalen Koeffizienten ähneln den Ergebnissen bei Verwendung der korrekten Position. Im Gegensatz zu den Verläufen der korrekten Position, sinken die Koeffizienten nicht auf Null. Der Peak an der korrekten Position ist jedoch weiterhin sehr deutlich. Auch bei den MIKV stimmt die Position des maximalen Koeffizienten nur bei übereinstimmender Größe mit der korrekten Position überein. Die Ergebnisse für die unterschiedlich skalierten Dreiecke weichen stärker vom Verlauf der korrekten Position ab (siehe folgenden Abschnitt 5.4.3.6, Abbildung 5.19b). Die Ergebnisse bei sich ändernder Schärfe sind jedoch ähnlich (siehe Abb. 5.19a).

5.4.3.6 Analyse der abweichenden Ergebnisse

Objekte des Kreuzes vom Typ Eins: Wie im Abschnitt 5.4.3.1 bereits beschrieben, weichen die Koeffizienten der PxKV und der MIKV für die Kreuz-Objekte vom Typ Eins von den Ergebnissen bei anderen Objekten ab. Der Verlauf der Koeffizienten aller PxKV bleibt bei zu großen Objekten konstant. Dies ähnelt dem oben beschriebenen Verlauf der Koeffizienten der PxKK. Ein ähnliches Verhalten zeigen auch die MIKV, wobei die Koeffizienten ein wenig sinken (siehe Abb. 5.18). Weiterhin stimmt die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten Position immer überein.

Der Grund für diese unterschiedlichen Ergebnisse ist, dass das Objekt nur aus zwei jeweils einem Pixel breiter Linien besteht. Somit ist die Fläche des Objektes geringer als bei den anderen Objekten (siehe Abb. A.1). Als weitere Besonderheit ändert sich die Linienbreite bei der Größenveränderung des Objektes nicht.

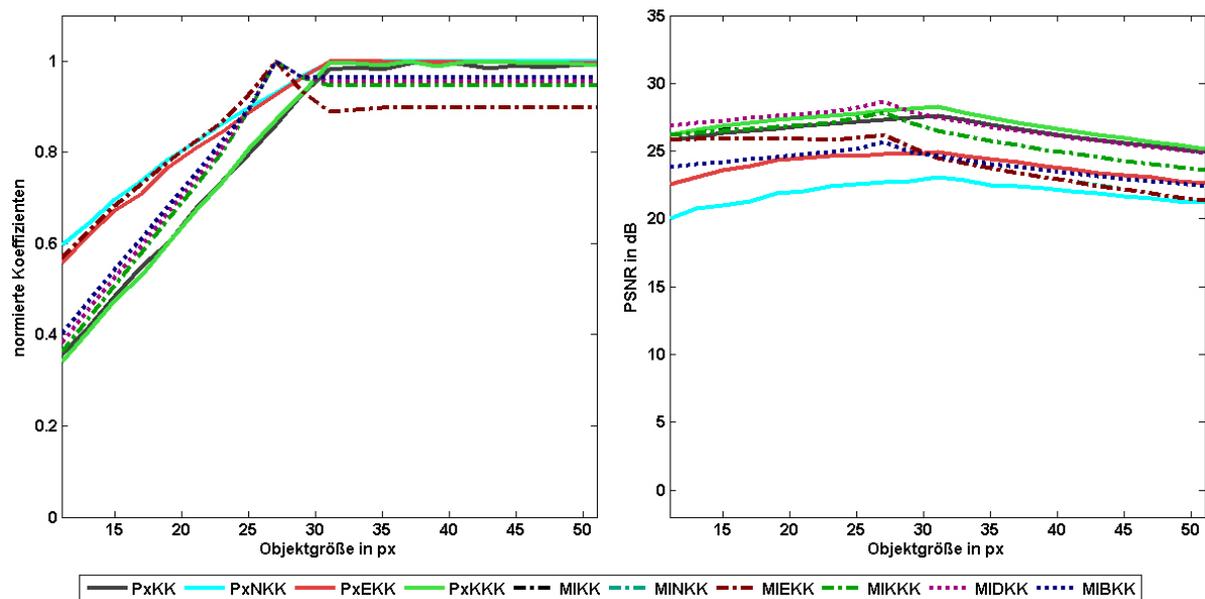


Abbildung 5.18: Abweichender Verlauf der Koeffizienten und des PSNR der Kreuzkorrelationsverfahren des Kreuz-Objektes vom Typ Eins bei Größenänderungen im Vergleich zu den obigen Verläufen (siehe Abb. 5.12).

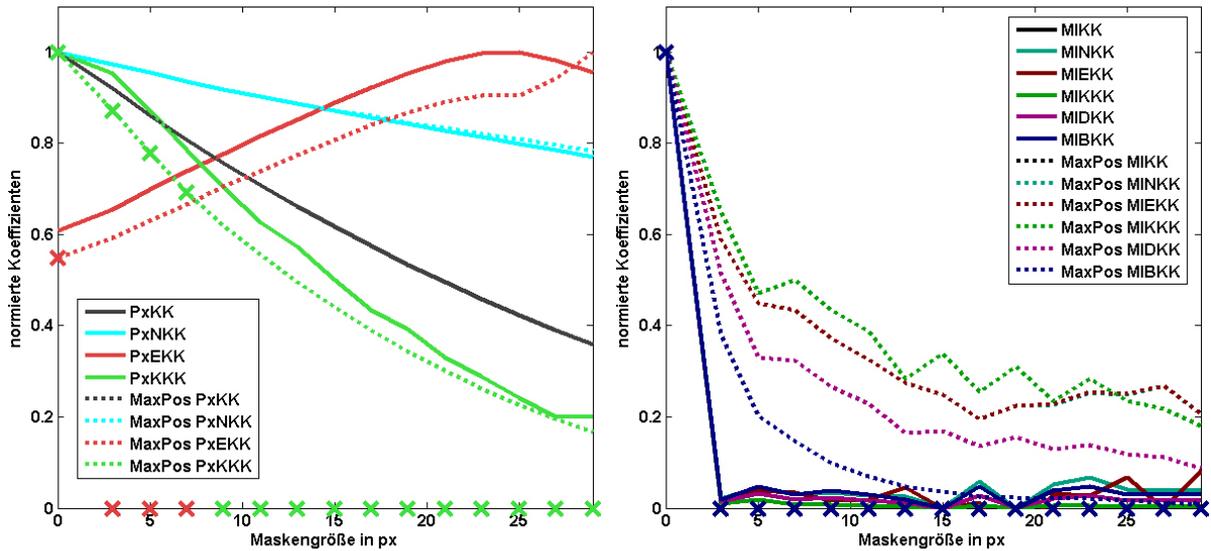
Dreieck-Objekte: Bei den Dreieck-Objekten existiert bei unterschiedlich skalierten Objekten stets eine Übereinstimmung zweier Seiten des Templates mit den Objekten. Dies ist ein Grund für moderat sinkenden Ergebnisse bei Verwendung des Dreieck-Objektes. Auch bei steigender Unschärfe des Objektes sinken die Ergebnisse nicht so stark. Schließlich stimmt aus dem oben genannten Grund auch die Position des maximalen Koeffizienten fast ausschließlich bei unveränderten Objekten mit der korrekten, zentralen Position überein (siehe Abb. 5.19).

PxEKK: Die Verläufe der Koeffizienten der PxEKK weichen häufig von den übrigen Ergebnissen ab. Mögliche Ursachen dafür sind ungünstige Verhältnisse zwischen Objektfläche und den verwendeten lokalen Bildparametern (siehe Abs. A.5), die bei der PxEKK verwendet werden (siehe *Gl. 3.11*). Außerdem wurde bei einem Großteil der Untersuchungen kein Rauschen hinzugefügt, was an vielen Stellen zu einer kleinen lokalen Varianz des Bildes führt. Dies hat wiederum sehr großen Einfluss auf das Ergebnis der PxEKK.

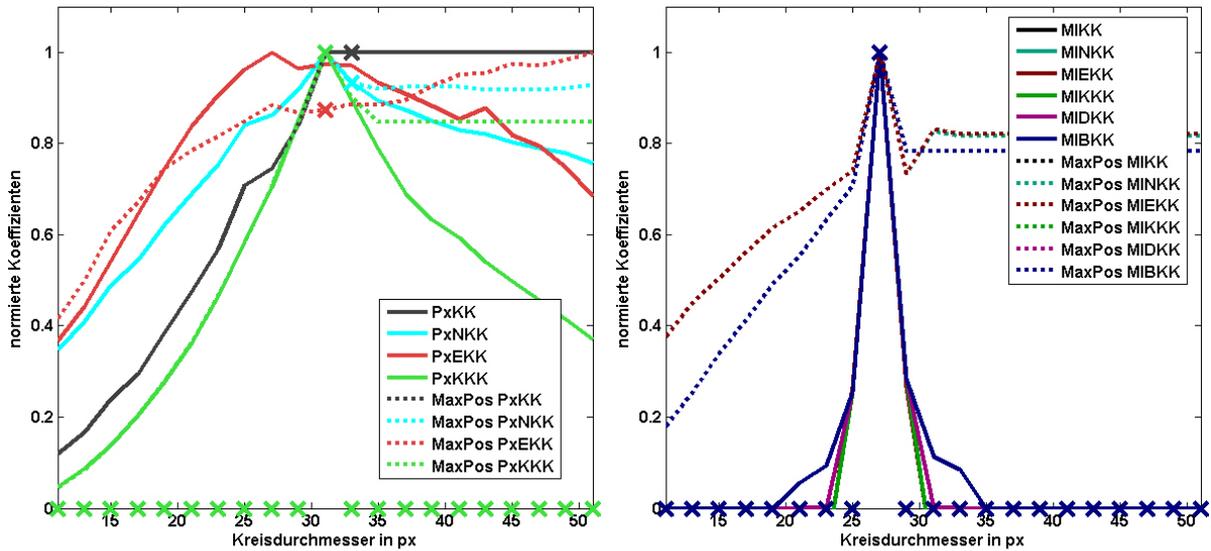
5.4.3.7 Vergleich der Rechenzeit

Die in dieser Testserie unternommenen Berechnungen wurden auf unterschiedlich leistungsfähigen Rechensystemen durchgeführt⁴. Die grundlegenden Erkenntnisse aus den vorherigen Untersuchungen (Abs. 5.3.3) bezüglich der Rechengeschwindigkeit konnten jedoch verifiziert werden. Die Rechenzeit der PxKV sind unabhängig vom Bildinhalt und

⁴ Es wurden folgende Rechen systeme verwendet: AMD Athlon 1.33 GHz, 256 MB RAM; AMD Athlon, 1.11 GHz, 512 MB RAM; Intel P4, 1.7 GHz, 512 MB RAM; Intel P3, 0.8 GHz, 128 MB RAM



(a)



(b)

Abbildung 5.19: Unterschiede der Verläufe der Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren bei Dreieck-Objekten bei Unschärfe (a) und bei Größenänderungen (b). Es werden die Ergebnisse des maximalen Koeffizienten (gepunktete Linie) und des Koeffizienten an der korrekten Position (durchgehende Linie) gegenübergestellt. Kreuz: Übereinstimmende Position von Maximum und zentralem Pixel.

somit konstant. Die Rechenzeit der MIKV hängen vom Inhalt der Bilder ab. Ist kein Rauschen vorhanden, sind die Berechnungen der MIKV bis zu 19 mal schneller als die Berechnungen der PxKV. Beinhalten die Bilder Rauschen, verringert sich dieser Geschwindigkeitsvorteil. Die PxKV benötigen für die verrauschten Bilder 120 bis 300 Minuten. Auf dem gleichen Testsystem benötigten die MIKK nur 40 bis 90 Minuten. Damit sind die MIKK bei den verrauschten Bildern immerhin noch 3 mal schneller. Die MINKK ist mit

einer Rechenzeit von 120 Minuten bei diesen Bildern etwa genauso schnell wie die PxKK. Die großen Testbilder führen zu einem großen Speicherbedarf, der bei den verwendeten Systemen durch virtuellen Speicher zur Verfügung gestellt wird, was erheblichen Einfluss auf die Rechenzeiten hat. Daher sind diese Ergebnisse kritisch zu betrachten.

5.4.4 Diskussion und Schlussfolgerungen

Im Folgenden werden die Ergebnisse zunächst diskutiert und entsprechende Schlussfolgerungen für die anschließenden Untersuchungen gezogen. Eine Zusammenfassung dieser Ergebnisse wird zusammen mit den anderen Ergebnissen dieses Kapitels im späteren Abschnitt (siehe Abs. 5.6) vorgenommen.

In den Analysen hat sich herausgestellt, dass das Kreis-Objekt erwartungsgemäße Ergebnisse liefert. Beim Dreieck-Objekt und beim Kreuz-Objekt vom Typ Eins liefern die Kreuzkorrelationsverfahren abweichende Ergebnisse. Bei dem Template mit dem Kreuz vom Typ Eins ist dies auf den spezifischen Aufbau und der gewählten Variation bei der Skalierung zurückzuführen. Daher hat sich dieses Objekt als unvorteilhaft für die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen herausgestellt. Daher wird im Folgenden auf die aufwendige Untersuchung aller Objekte zugunsten detaillierterer Objekte verzichtet. Es werden nur noch Kreis- und das Dreieck-Objekt betrachtet.

Aufgrund der stark abweichenden Ergebnisse der PxEKK (siehe Abs. 5.4.3.6), die auf die verwendeten Testbilder und das fehlende Rauschen zurückzuführen sind, wird dieses Verfahren nachfolgend nicht weiter untersucht. Die Ergebnisse der MIKV ähneln sich. Daher kann im Folgenden zur Reduzierung der Komplexität auf die MINKK, MIEKK und MIKKK verzichtet werden.

Bei der Änderung der Schärfe wird nur die Verringerung der Schärfe betrachtet. Eine Erhöhung der Schärfe ist durch die Verwendung von maximal scharfen Templates nicht möglich. Eine Verwendung von unscharfen Templates wäre möglich, der Einfluss der Unschärfe des Templates auf die anderen Störungen müsste in diesem Fall mit berücksichtigt werden. Eine andere Möglichkeit ist die Verwendung von speziellen Templates für die Unschärfe, wodurch die Ergebnisse nicht mit denen der anderen Untersuchungen verglichen werden können. Da starke Unterschiede in den Ergebnissen nicht zu erwarten sind, wird auf diese Variation verzichtet.

Die Unterschiede zwischen der Verwendung des maximalen Koeffizienten und des Koeffizienten an der korrekten Position sind gering. Andererseits ist für die Berechnung des lokalen PSNR bei Verwendung der Position des maximalen Koeffizienten ein größerer Abstand zwischen den Objekten notwendig, um Abhängigkeiten der Ergebnisse zu vermeiden. Die Position und die Größe der lokalen Region, in der das PSNR berechnet wird, hat Einfluss auf das PSNR. Somit wären abweichende Ergebnisse zu erwarten, wenn die Position des maximalen Koeffizienten zur Berechnung des PSNR verwendet wird. Um dies zu vermeiden, wird im Folgenden das PSNR ausschließlich an der korrekten zentralen Position berechnet.

Bei der Betrachtung der Koeffizienten wird der maximale Wert des Koeffizienten verwendet. Zusätzlich werden die Stellen, an denen die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten zentralen Position übereinstimmt, mit angegeben.

In den vorangegangenen Testreihen wurde ausschließlich die regelbasierte Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3.3) verwendet. Da dieser Algorithmus kein verbreiteter Algorithmus ist, ist ein Vergleich der Ergebnisse unter Verwendung von Standardalgorithmen sinnvoll.

Weiterhin sind die Objekte für die PxKV und die MLKV aufgrund der Merkmalsextraktion und der gleichen Templategröße unterschiedlich groß. Zusätzlich werden die Objekte bei der sich ändernden Skalierung so klein, dass bei der Verwendung der „Nearest-Neighbor“-Interpolation zu unförmigen Objekten führt. Daher werden im Folgenden größere Templates mit einem vergrößerten Rand verwendet.

5.5 Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren

Die in den vorangegangenen Untersuchungen festgestellten Kritikpunkte werden in einer weiteren Testreihe berücksichtigt und die vorherigen Ergebnisse nochmals validiert. Im Rahmen dieser Testreihe wird überprüft, wie stark die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren von der verwendeten Merkmalsextraktion abhängig sind, wobei sich die Untersuchung auf Kanten als Merkmal beschränkt. Als Kantenextraktionsverfahren werden verbreitete Standardverfahren verwendet [MBH07].

Auch bei dieser Testreihe werden die Templates, sowie die Korrelations- und Auswertungsmethoden über die Testreihe konstant gehalten. Aus den Ergebnissen der vorangegangenen Untersuchungen begründet sich die Reduzierung auf weniger Kreuzkorrelationsverfahren und die Reduzierung auf nur zwei größere nicht weiße Objekte. Weiterhin werden die Werte der Koeffizienten und das PSNR untersucht. Da die vorangegangenen Ergebnisse auch mit den Ergebnissen von Standardmerkmalsextraktionsverfahren validiert werden sollen, werden entsprechend den vorangegangenen Untersuchungen, das Rauschen, der Kontrast, die Helligkeit, die Skalierung und die Unschärfe variiert. Zusätzlich wird wiederum ein Negativtest durchgeführt.

5.5.1 Testbilder und Störungsvariationen

Für diese Testreihe werden 8-Bit-Grauwertbilder verwendet. Als Objekte werden ein Kreis mit einem Durchmesser von 81 Pixel verwendet und ein gleichseitiges Dreieck, dessen umschließender Kreis ebenfalls einen Durchmesser von 81 Pixel hat. Der Mittelpunkt des Dreiecks befindet sich in der Mitte des Templates. Aufgrund der obigen Kritik (siehe Abs. 5.4.4) haben beide Objekte einen Grauwert von 128. Der Hintergrund ist schwarz mit einem Grauwert von 0. Um die Objekte befindet sich ein Rand von 5 Pixel, wodurch sich eine Gesamtgröße des Templates von 91×91 Pixel ergibt. Der Rand von 5 Pixel ist



Abbildung 5.20: *Beispiel des Testbildes der Dreiecke mit sich ändernder Helligkeit. Das Template entspricht dem 7. Bild [MBH07]. (Die Zahlen sind nicht in den Testbildern enthalten.)*

aufgrund des Randproblems der nötigen Faltungsoperationen für die Merkmalsextraktion sinnvoll.

Für die Merkmalsextraktion wird ein 3×3 Sobel-Operator in waagerechter und senkrechter Richtung verwendet sowie ein 3×3 Laplace-Operator mit 8-er Nachbarschaft. Der Sobel-Operator ist ein weit verbreiteter Operator zur Kantenextraktion, ebenso wie der Laplace-Operator⁵, der jedoch empfindlicher gegenüber Rauschen ist. Die pixelbasierten Templates haben eine Größe von 91×91 Pixel und besitzen somit 8.281 Pixel. Das Kreis-Template besitzt für den Sobel-Operator ≈ 1.100 und für den Laplace-Operator ≈ 650 Kantenpunkte. Das Dreieck-Template besitzt für den Sobel-Operator ≈ 900 und für den Laplace-Operator ≈ 510 Kantenpunkte.

Die Objekte werden in 21 Schritten verändert und in x-Richtung mit zusätzlichem Rand aneinandergehängt. Die Größe des Randes ergibt sich aus der maximalen Größe des Objektes (101×101 Pixel), welcher durch die Skalierung bestimmt wird, der Größe des Templates und einem zusätzlichen Rand von 5 Pixel. Daraus ergibt sich eine Objektbildgröße von 293×293 Pixel. Das Gesamttestbild hat eine Größe von 6.243×383 Pixel (Abb. 5.20).

Einfluss von Störungen der Bildbedingungen: Für das erste Testbild werden die Objekte in 21 Schritten mit gleichverteiltem Rauschen von 0 % bis 200 % des maximalen Grauwertes (255) verrauscht. Zehn dieser Testbilder werden erzeugt und berechnet. Der Mittelwert und die Standardabweichung der Ergebnisse werden dargestellt und diskutiert.

Weiterhin wird die Helligkeit ($C1$) und der Kontrast ($C2$) mit Hilfe der linearen Grauwertskalierung verändert (*Gl. 4.12*).

Die Helligkeit wird durch Änderung von $C1$ in 21 Schritten von -108 bis 250 variiert. Die gewählte Farbe des Objektes bewirkt, dass sich im ersten Bildbereich durch die Veränderung von $C1$ zwischen -108 bis 0 nur der Grauwert des Objektes verändert. Im zweiten Bildbereich, in dem $C1$ von 0 bis 125 verändert wird, ändert sich der Grauwert des Objektes und des Hintergrundes. Hierdurch bleibt der Grauwertunterschied zwischen Objekt und Hintergrund konstant. Im dritten Bildbereich, in dem $C1$ von 125 bis 250 modifiziert wird, ändert sich nur noch der Grauwert des Hintergrundes. Der Grauwertunterschied zwischen Objekt und Hintergrund hat durch die Verwendung von Kantenoperatoren großen Einfluss auf die Ergebnisse.

⁵ Zum Beispiel wird in der Veröffentlichung von Maintz u.a. [MvV95] auch der Laplace-Operator zur merkmalsbasierten Kreuzkorrelation medizinischer Bilder untersucht.

Der Kontrast wird durch Veränderung von $C2$ von 9 bis 189 Prozent variiert. Durch diese Variation ändert sich nur der Grauwert des Objektes in 21 Schritten von 11 bis 240.

Einfluss von Störungen der Form der Objekte: Die Skalierungsänderung der Objekte erfolgt durch eine Veränderung des Durchmessers des umschließenden Kreises der Objekte in 21 Schritten von 61 bis 101 Pixel. Es wird wiederum die „Nearest-Neighbor“-Interpolation verwendet. Der Mittelpunkt der Objekte bleibt in der Mitte des Teilbildes.

Die Variation der Unschärfe wird durch Mittelwertoperatoren mit steigender Maskengröße von 0 bis 41 Pixel erreicht.

Der Negativtest wird mit Hilfe der Testbilder zur Skalierungsänderung durchgeführt, wobei das jeweils nicht vorhandene Objekt gesucht wird.

5.5.2 Verwendete Kreuzkorrelationsalgorithmen und Auswertungen

Als pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren wird die PxKK (*Gl. 3.8*) und die PxNKK (*Gl. 3.10*) verwendet. Für die merkmalslistenbasierten Verfahren kommen die MIKK (*Gl. 4.18*), die MINKK (*Gl. 4.21*), die MIBKK (*Gl. 4.24*) und die MIDKK (*Gl. 4.26*) zur Anwendung. Es werden wiederum optimierte Merkmalslisten verwendet und entsprechend Formel (*Gl. 4.29*) optimierte, merkmalslistenbasierte Verfahren angewendet.

Zur Auswertung der Algorithmen wird der Verlauf der maximalen Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren und das PSNR an der korrekten, zentralen Position des Koeffizientenbildes analysiert. Um die Auswertungen übersichtlich zu gestalten, werden zunächst nur die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren mit denen der MIKV allgemein verglichen, wobei zunächst die Ergebnisse des Sobel-Operators betrachtet werden. Anschließend werden die Unterschiede zwischen den Ergebnissen unter Verwendung des Sobel-Operators und des Laplace-Operators betrachtet. Die Ergebnisse der regelbasierten Kantenerkennung aus den vorangegangenen Abschnitten können nur eingeschränkt miteinander verglichen werden, da sich die untersuchten Bilder in Größe und Grauwert unterscheiden. Dennoch werden die Ergebnisse miteinander verglichen.

Die folgenden Abbildungen 5.22 bis 5.27 bestehen jeweils aus vier Teilen. Die oberen Darstellungen zeigen die maximalen Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren. Alle Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren werden in einem Diagramm dargestellt. Zu diesem Zweck werden die Ergebnisse normiert. Zur Normierung werden konstante Werte, wie die Anzahl der Merkmalspunkte des Templates verwendet. Die Normierungswerte für die Koeffizienten sind im Anhang im Abschnitt (Abs. A.3) dargestellt. Stimmt die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten Position überein, wird dies mit einer Markierung am entsprechenden Graphen gekennzeichnet. Die unteren Darstellungen zeigen das PSNR der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren. Das PSNR der MIKV wird teilweise negativ, da nicht die Position des maximalen Koeffizienten zur Berechnung des PSNR verwendet wird. An diesen Stellen werden die Ergebnisse nicht dargestellt. Auf

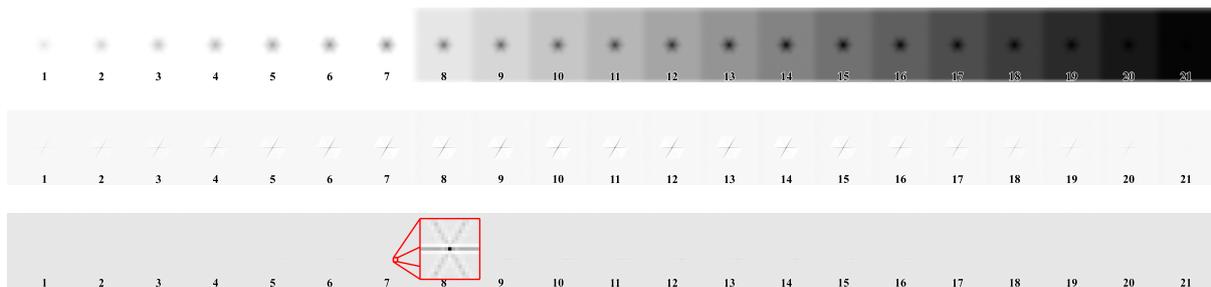


Abbildung 5.21: Koeffizientenbilder der PxKK (oben), der MIKK mit Sobel-Operator (Mitte) und der MIKK mit Laplace-Operator (Unten). Das Beispielbild enthält Kreis-Objekte mit sich ändernder Helligkeit (Gl. 5.20) [MBH07]. Das 7. Objekt ist identisch mit dem Template. Hohe Koeffizienten sind schwarz.

der linken Seite befinden sich die Ergebnisse bei Verwendung der Kreis-Objekte und auf der rechten Seite befinden sich die Ergebnisse bei Verwendung der Dreieck-Objekte.

5.5.3 Ergebnisse

In Abbildung 5.21 ist das Koeffizientenbild der PxKK und der MIKK unter Verwendung des Dreieck-Testbildes mit zunehmender Helligkeit (siehe Abb. 5.20) korreliert mit dem Dreieck-Template dargestellt. Oben ist das Koeffizientenbild der PxKK, in der Mitte das der MIKK unter Verwendung des Sobel-Operators und darunter das der MIKK unter Verwendung des Laplace-Operators dargestellt. Deutlich zu erkennen ist, dass die PxKK im Bereich der korrekten Position⁶ zwar ein Maximum besitzen, jedoch die MIKV einen viel deutlicheren Peak an der korrekten Position aufweisen. Dabei ist der Peak unter Verwendung des Laplace-Operators sehr viel stärker als der Peak unter Verwendung des Sobel-Operators.

5.5.3.1 Einfluss von Störungen der Bildbedingungen

Änderung des Rauschens: Der Einfluss des Rauschens wird in Abbildung 5.22 dargestellt. Wie aus den vorangegangenen Untersuchungen zu erwarten war, sinken die Koeffizienten der MIKK, der MIDKK und der PxNKK mit steigendem Rauschen. Die Koeffizienten der übrigen Kreuzkorrelationsverfahren bleiben weitestgehend konstant, wobei es nur minimale Unterschiede zwischen den betrachteten Objekten gibt. Bei bis zu 40 % Rauschen stimmt die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten zentralen Position für alle Kreuzkorrelationsverfahren und alle Objekte überein. Beim Kreis-Objekt ist das bis 60 % Rauschen der Fall. Bei der MIKK und der PxKK ist der maximale Koeffizient immer an der zentralen Position. Die MIBKK und die PxNKK weisen häufiger ein Maximum an der falschen Position auf als die anderen Kreuzkorrelationsverfahren.

Die Koeffizienten der MIKV unter Verwendung des Laplace-Operators fallen mit zu-

⁶ Das unveränderte Objekt befindet sich an der 7. Stelle von links.

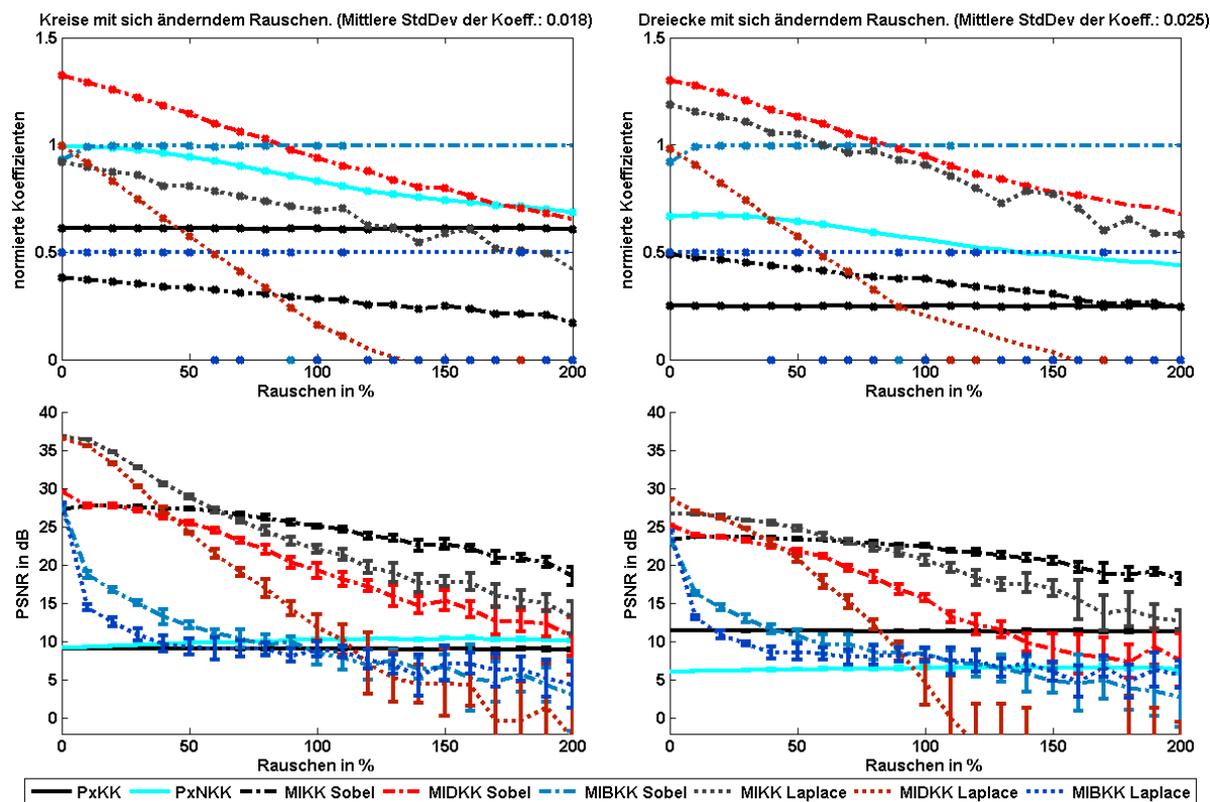


Abbildung 5.22: Einfluss von Rauschen auf die Koeffizienten (oben) und auf das PSNR (unten) der Kreuzkorrelationsverfahren [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Am Verlauf des PSNR ist die Standardabweichung des PSNR abgetragen. Die mittlere Standardabweichung steht in der Titelzeile. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

nehmendem Rauschen sehr viel stärker ab als unter Verwendung des Sobel-Operators. Weiterhin schwanken die Ergebnisse mit zunehmendem Rauschen stärker. Außerdem stimmt die Positionen des maximalen Koeffizienten bereits ab 40 % Rauschen nicht mehr mit der Position der korrekten zentralen Position überein. Unter Verwendung des Sobel-Operators stimmen die Positionen des maximalen Koeffizienten bis 60 % Rauschen beim Dreieck-Objekt bzw. bis 80 % Rauschen beim Kreis-Objekt überein.

Das PSNR aller MIKV sinkt bei steigendem Rauschen, wobei das PSNR der MIBKK und der MIDKK stärker sinkt als das PSNR der MIKK. Weiterhin sinkt das PSNR unter Verwendung des Laplace-Operators stärker als beim Sobel-Operator. Ist das Objekt nicht verrauscht, ist der Wert des PSNR der MIKV unter Verwendung des Laplace-Operators bis zu vier, beim Sobel-Operator bis zu dreimal höher als bei den PxKK. Wird der Sobel-Operator verwendet, ist das PSNR der MIKK und der MIDKK bis 130 % Rauschen höher als das PSNR der PxKV. Bis zu 80 % Rauschen bleibt das PSNR der MIKK und der MIDKK bei Verwendung des Laplace-Algorithmus über dem PSNR der PxKV. Ab 40 % bis 60 % Rauschen ist das PSNR dieser MIKV bei Verwendung des Laplace-Operators höher als der des Sobel-Operators. Das PSNR der MIBKK sinkt schneller unter das PSNR

der PxKV. Bereits ab 20 % bzw. 70 % Rauschen liegt das PSNR der MIBKK unter dem PSNR der PxKV.

Die vorgestellten Ergebnisse der regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 5.3.3) ähneln den hier vorgestellten Ergebnissen. Das PSNR der MIKK und der MIDKK bleibt bis 70 % Rauschen über dem PSNR der PxKK und der PxNKK. Somit sind die Ergebnisse ähnlich zu denen bei Verwendung des Laplace-Operators. Das PSNR der MIBKK sinkt bei diesen Untersuchungen ebenfalls sehr viel schneller als das PSNR der anderen MIKV. Es ist jedoch zu beachten, dass unterschiedliche Objekte verwendet werden, wodurch ein direkter Vergleich der Ergebnisse miteinander nicht sinnvoll ist.

Mit zunehmendem Rauschen wächst die Standardabweichung des PSNR, wobei die Standardabweichungen des PSNR bei der MIBKK und bei der MIDKK schneller wachsen als die bei den anderen betrachteten Algorithmen (siehe Abb. 5.22 unten). Die Standardabweichung des PSNR unter Verwendung des Laplace-Operators steigt schneller als unter Verwendung des Sobel-Operators. Zudem schwanken die Ergebnisse stärker.

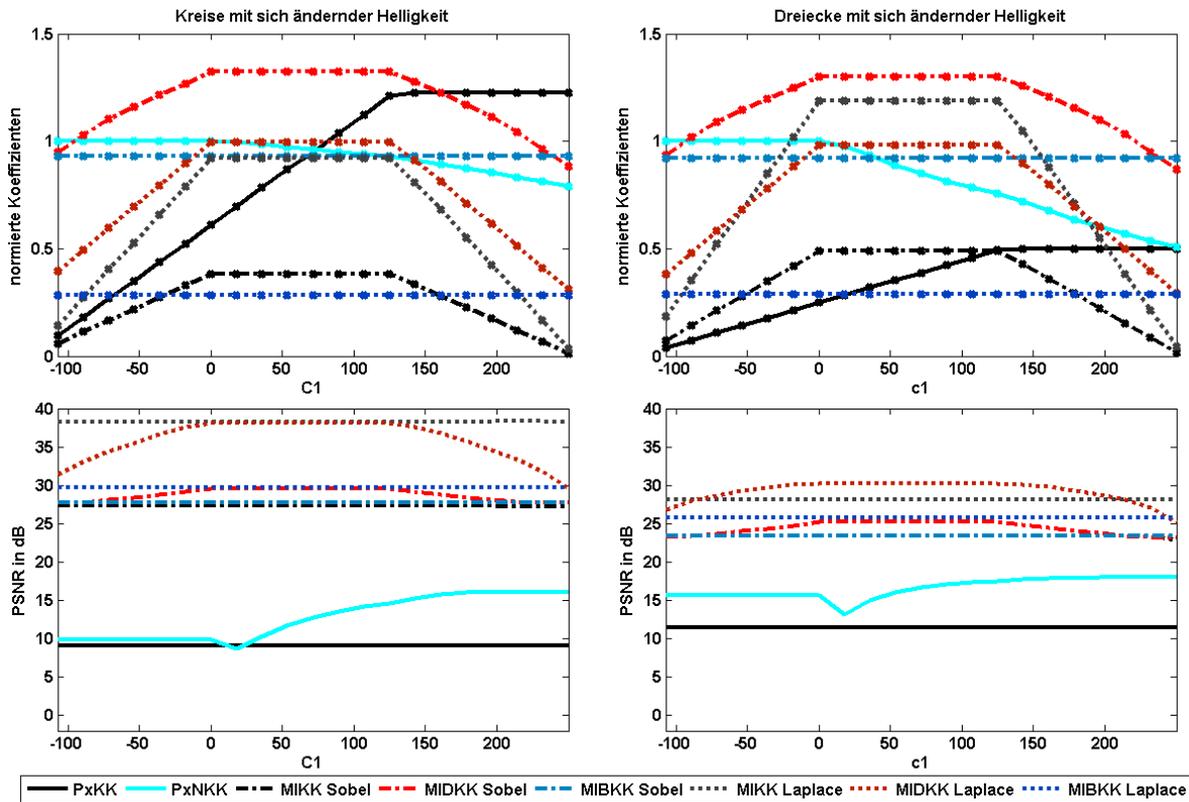


Abbildung 5.23: Einfluss von Helligkeitsänderungen (C_1 in Gleichung (Gl. 4.12)) auf die Koeffizienten (oben) und auf das PSNR (unten) der Kreuzkorrelationsverfahren [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

Änderung der Helligkeit: Der Einfluss der Helligkeit auf das Kreuzkorrelationsergebnis ist in der Abbildung 5.23 dargestellt. Die MIBKK ist robust gegenüber Helligkeitsänderun-

gen. Im ersten Bereich, in denen $C1$ zwischen -108 und 0 variiert wird und der Hintergrund konstant bleibt, steigen die Koeffizienten der MIKK, der MIDKK und der PxKK. Die Koeffizienten der PxNKK bleiben konstant. Im zweiten Bereich, in dem $C1$ zwischen 0 und 125 steigt und die Grauwertdifferenz zwischen Objekt und Hintergrund konstant bleibt, sind die Koeffizienten der MIKK und der MIDKK ebenfalls konstant. Die Koeffizienten der PxKK steigen weiter. Nur die Koeffizienten der PxNKK sinken. Im letzten Teil, in dem $C1$ von 125 bis auf 250 erhöht wird und sich ausschließlich der Hintergrund verändert, sinken die Koeffizienten der MIKK und der MIDKK. Die Koeffizienten der PxKK bleiben konstant, die der PxNKK sinken weiter.

Die PSNR der MIKK, der MIBKK und der PxKK bleiben annähernd konstant. Der Verlauf des PSNR der MIDKK ist ähnlich dem Kurvenverlauf der Koeffizienten. Der Kurvenverlauf des PSNR der PxNKK kann durch die lokale Varianz in der Umgebung des Maximums der Koeffizientenbilder erklärt werden. Durch die Normierung innerhalb der PxNKK sinkt mit steigender Helligkeit die Varianz der Koeffizientenbilder. Daher steigt das PSNR der PxNKK, wenn der Hintergrund heller wird.

Alle Korrelationsverfahren liefern ein Maximum an der korrekten, zentralen Position. Die Verläufe zwischen den analysierten Objekten unterscheiden sich nur minimal.

Die Anstiege der Koeffizienten und des PSNR sowie die Höhe des PSNR sind unter Verwendung des Laplace-Operators größer als unter Verwendung des Sobel-Operators. Weiterhin ähneln sich die Verläufe der MIKV. Den unter Abschnitt 5.3 verwendeten Testbildern fehlt durch den verwendeten Grauwert von 255 , der in diesem Test vorhandene zweite Bereich, in denen die Grauwertdifferenz zwischen Objekt und Hintergrund konstant bleibt. Dies ist der Grund für die fehlenden Bereiche, mit konstanten Koeffizienten und PSNR, bei den unter dem vorherigen Abschnitt 5.3.3 dargestellten Ergebnissen der regelbasierten Kantenerkennung. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse der MIBKK und der MIDKK einen schwächeren Peak als die bereits im obigen Abschnitt 5.3.3 vorgestellten Ergebnisse. Diese Ergebnisse sind jedoch die Ergebnisse der mit zusätzlich 10% Rauschen überlagerten Bilder. Da die MIKV sehr empfindlich auf Rauschen reagieren, sind die Unterschiede zu dieser Untersuchung zu erklären.

Änderung des Kontrastes: Bei Änderung des Kontrastes bleiben die Koeffizienten der MIBKK und der PxNKK annähernd konstant. Die Koeffizienten der MIKK und der PxKK steigen mit zunehmendem Kontrast. Nur die Koeffizienten der MIDKK zeigen an der Stelle einen maximalen Wert, an der sich das unveränderte Objekt befindet.

Ebenso zeigt das PSNR der MIDKK als einziges Verfahren ein Maximum an dieser Stelle. Bei allen anderen Kreuzkorrelationsverfahren bleibt das PSNR annähernd konstant. Die Unterschiede der Ergebnisse zwischen Laplace- und Sobel-Operator als verwendete Merkmalsextraktionsverfahren sind gering, wobei die Verläufe der Graphen ähnlich sind. Die Anstiege der Koeffizienten und die Höhe des PSNR des Laplace-Operators sind

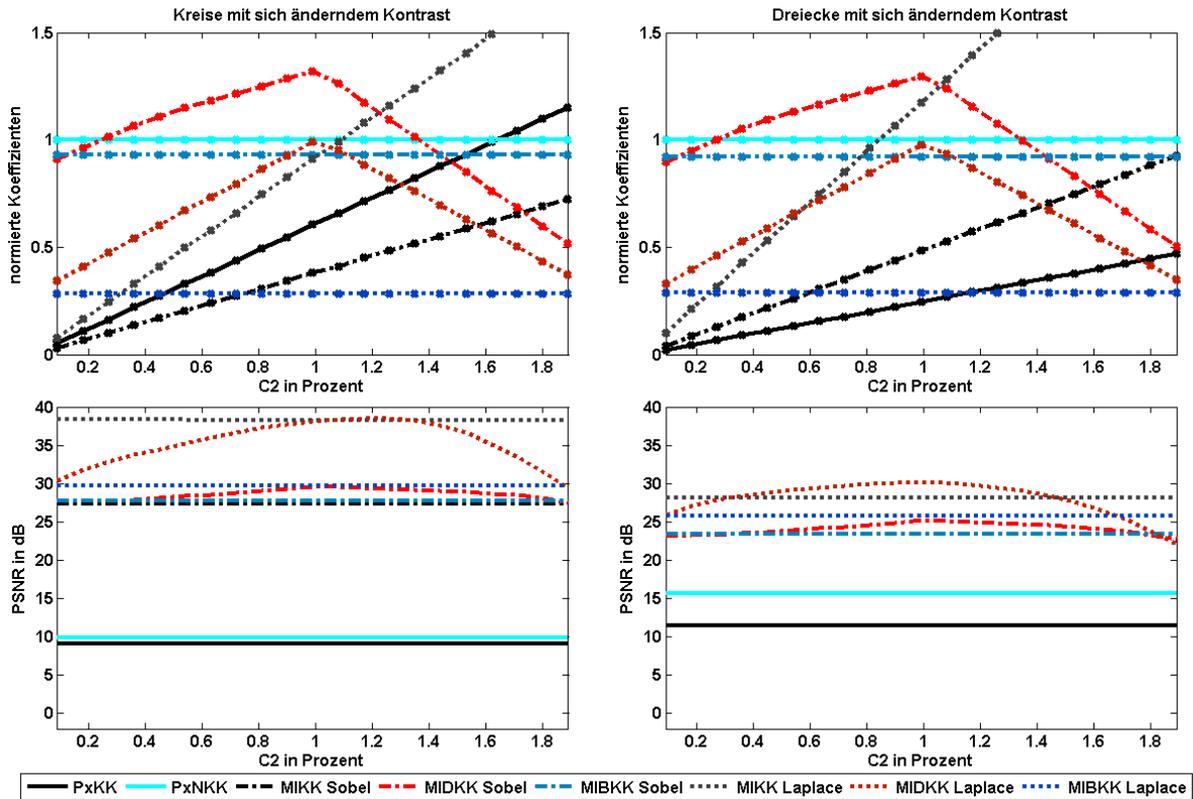


Abbildung 5.24: Einfluss von Kontraständerungen ($C2$ in Gleichung (Gl. 4.12) in %) auf die Koeffizienten (oben) und auf das PSNR (unten) der Kreuzkorrelationsverfahren [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

größer als die unter Verwendung des Sobel-Operators. Ebenso ist bei Verwendung des Laplace-Operators der Anstieg des PSNR bei der MIDKK höher.

Die in Abschnitt 5.3.3 vorgestellten Ergebnisse unter Verwendung der regelbasierten Kantenenerkennung sind aufgrund des überlagerten Rauschens und des differierenden Grauwertes unterschiedlich.

Die Koeffizienten aller Kreuzkorrelationsverfahren liefern an der korrekten, mittleren Bildposition ein Maximum. Auch die Ergebnisse bei Verwendung beider Objekte unterscheiden sich nur minimal.

5.5.3.2 Einfluss von Störungen der Form der Objekte

Größenänderung: Die folgende Abbildung 5.25 zeigt den Einfluss der Größenänderung von Objekten auf das Ergebnis der Kreuzkorrelation. An der Stelle, an der die Größe des Objektes mit der Größe des Templates übereinstimmt, zeigen alle Kreuzkorrelationsverfahren mit Ausnahme der PxKK ein eindeutiges Maximum der Koeffizienten. Alle MIKKV haben einen sehr stark ausgeprägten Peak an dieser Stelle. Beim Dreieck-Objekt ist dieser Peak nicht so stark. Ist das Dreieck größer als das Template, kann das Template

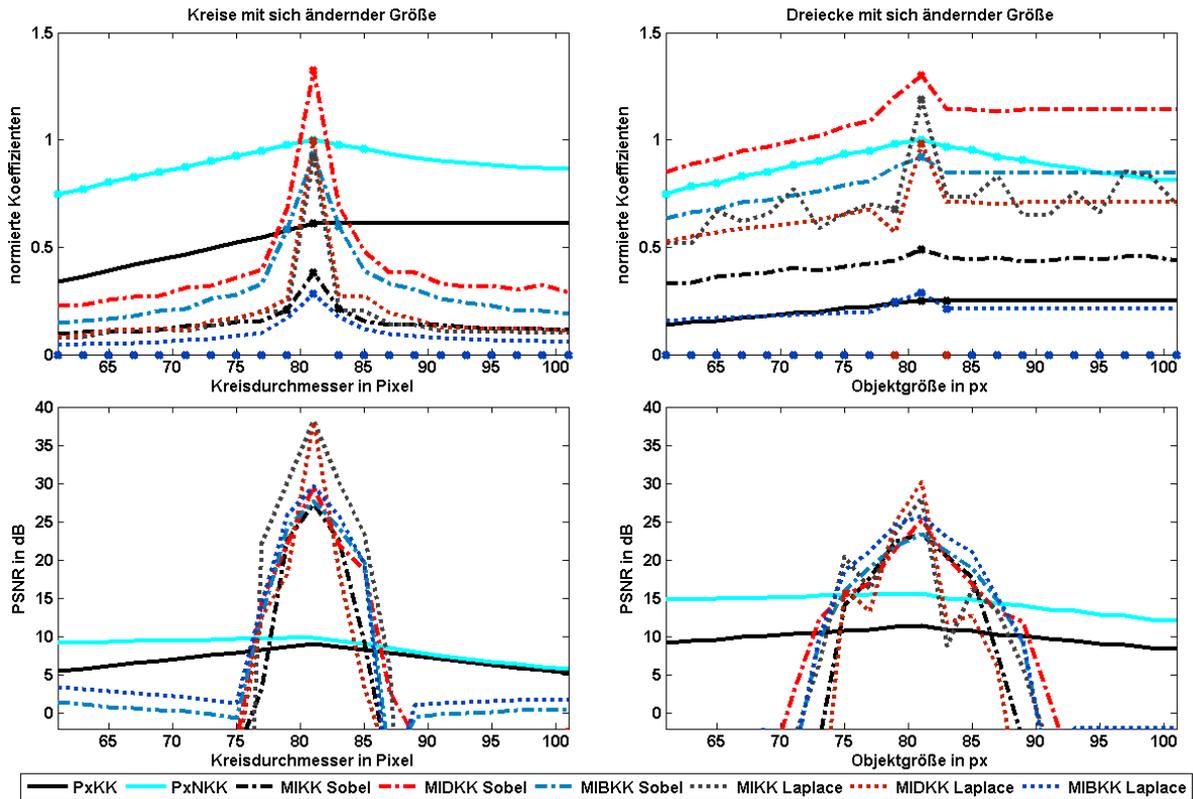


Abbildung 5.25: Einfluss von Größenänderungen auf die Koeffizienten (oben) und auf das PSNR (unten) der Kreuzkorrelationsverfahren [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

an der Spitze des Dreiecks vollständig überlappend platziert werden. Daher bleiben die Koeffizienten der PxKK in diesem Fall konstant.

Die PSNR aller Algorithmen zeigen ein Maximum an der Stelle, an der die Größe des Templates und des Objektes übereinstimmt. Das Maximum des PSNR der PxNKK ist wenig ausgeprägt. Der Peak des PSNR der MIKKV ist im Gegensatz zu denen der PxKV sehr viel deutlicher. Der maximale Koeffizient liegt bei den MIKKV nur dann an der korrekten, zentralen Stelle, wenn die Größe des Templates annähernd mit der Größe des Objektes übereinstimmt. Die MIDKK ist hierbei am empfindlichsten und liefert zudem das größte PSNR. Die PxKV, vor allem die PxNKK, sind andererseits robuster, jedoch zeigen sie ein geringeres PSNR.

Die Unterschiede der Ergebnisse zwischen den untersuchten Merkmalsextraktionsverfahren sind gering. Der Peak der Koeffizienten ist unter Verwendung des Laplace-Operators stets stärker als der unter Verwendung des Sobel-Operators. Andererseits schwanken die Werte der Koeffizienten deutlicher bei zu großen oder zu kleinen Objekten.

Die Ergebnissen des regelbasierten Kantenextraktionsverfahrens (siehe Abs. 5.4.3) ähneln denen des Laplace-Operators, wobei die Ergebnisse nicht so stark schwanken. Da die verwendeten Objektgrößen unterschiedlich sind, kann der sehr starke Abfall der Koeffizienten

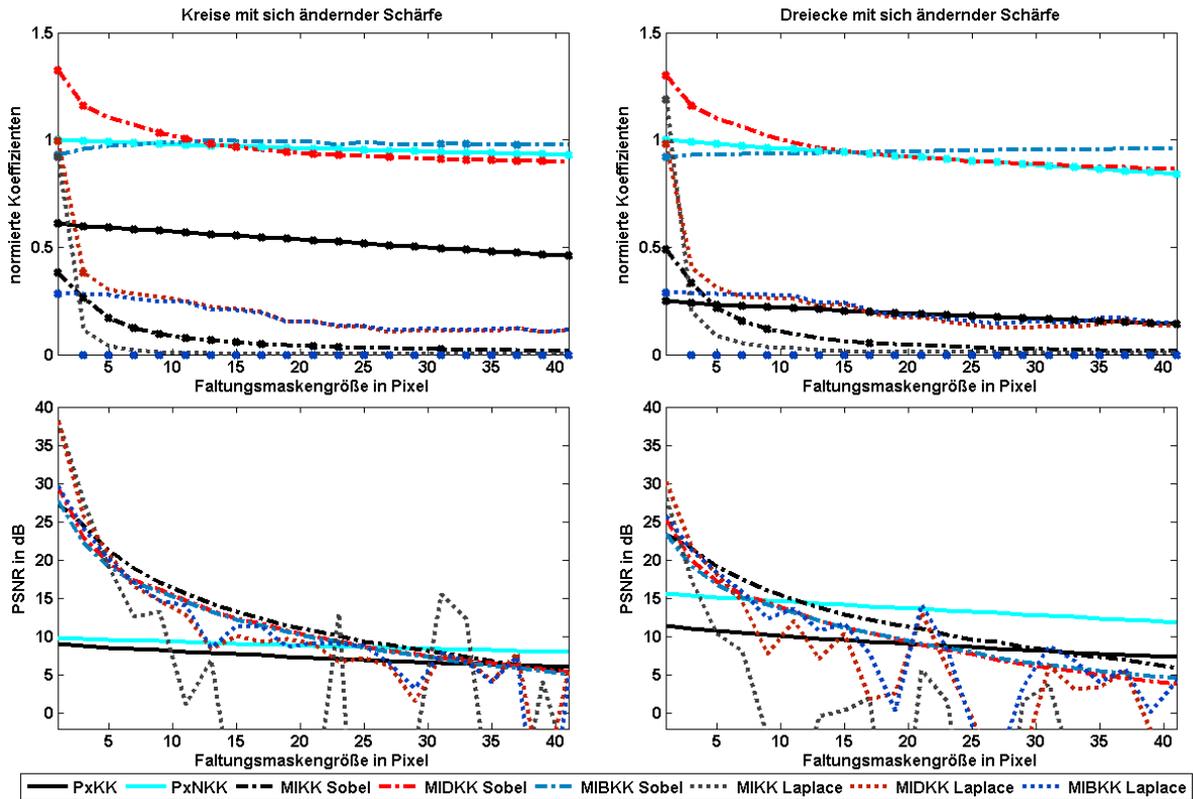


Abbildung 5.26: Einfluss der Änderung der Schärfe auf die Koeffizienten (oben) und auf das PSNR (unten) der Kreuzkorrelationsverfahren [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

bei nicht übereinstimmender Größe nicht miteinander verglichen werden (siehe Abb. 5.12).

Unschärfe: Wird das Objekt unscharf, sinken die Koeffizienten der MIDKK und der MIKK stark (siehe Abb. 5.26). Die Koeffizienten der MIBKK, der PxKK und der PxNKK sinken nur leicht. Bei Verwendung des Sobel-Operators steigen die Koeffizienten der MIBKK leicht an, was durch das einfache aneinanderhängen der horizontalen und vertikalen Merkmalslisten des Sobel-Operators zu erklären ist.

Das PSNR aller MIKV sinkt mit zunehmender Unschärfe stark, das der PxKV nur leicht. Der Wert des PSNR der MIKV ist jedoch bis zu einer Filtergröße von 10×10 - 20×20 Pixel größer als das PSNR der PxKV.

Bereits bei leichter Unschärfe befindet sich der maximale Koeffizient der MIKV nicht mehr im Zentrum des Objektes. Die PxKV sind auch hierbei robuster.

Die Ergebnisse unter Verwendung des Laplace-Operators zeigen wiederum eine stärkere Empfindlichkeit des Laplace-Operators gegenüber Änderungen im Vergleich zum Sobel-Operator. Zwar ist das PSNR anfangs höher, jedoch ist das PSNR ab einer Größe des Faltungskerns von 5 Pixeln unter Verwendung des Laplace-Operators kleiner als unter Verwendung des Sobel-Operators. Weiterhin schwanken die Ergebnisse unter Verwendung

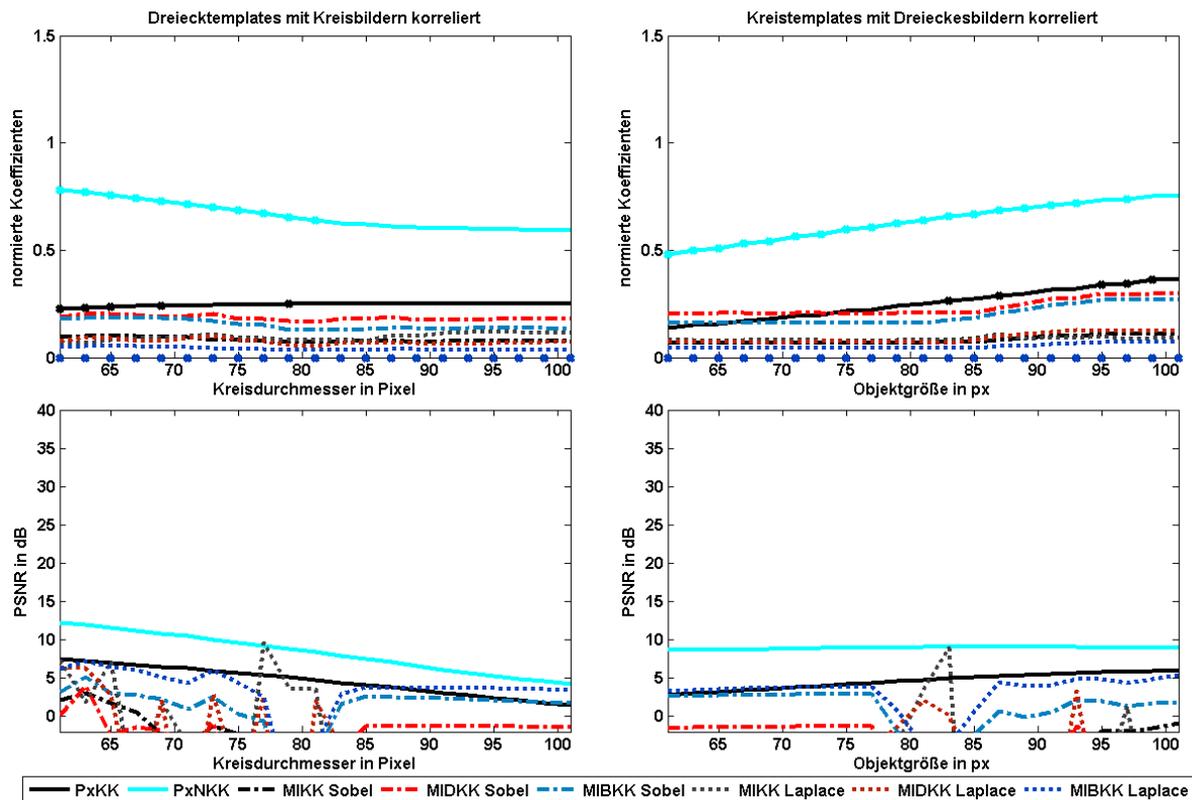


Abbildung 5.27: Vergleichsergebnisse bei nicht vorhandenem Template. Die Koeffizienten der Kreuzkorrelationsverfahren werden oben dargestellt und das PSNR unten [MBH07]. Die Markierung am Verlauf der Koeffizienten verdeutlicht eine Übereinstimmung der maximalen Position mit der zentralen Position. Links - Ergebnisse der Kreis-Templates; Rechts - Ergebnisse der Dreieck-Templates

des Laplace-Operators stärker, vor allem die des PSNR.

Die Ergebnisse bei Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 5.4.3) zeigen eine noch höhere Empfindlichkeit gegenüber Änderungen der Schärfe. Bereits bei der kleinsten Veränderung der Schärfe sinken die Koeffizienten und das PSNR auf nahe Null. Diese Ergebnisse müssen allerdings kritisch betrachtet werden, da die verwendeten Bilder unterschiedlich groß sind.

Negativtest: Die Ergebnisse der Korrelation mit einem Template, welches sich nicht im Bild befindet, sind in Abbildung 5.27 dargestellt. Die Koeffizienten der MIKV sind um ca. 80 % kleiner als die Koeffizienten, bei denen sich das Objekt im Bild befindet. Die Koeffizienten der PxKV sinken nur um ca. 20 %. Der maximale Wert der Koeffizienten befindet sich, wie zu erwarten ist, meistens nicht in der Mitte des Bildes. Bei der PxKK und der PxNKK befindet sich der maximale Wert zufällig vereinzelt im Zentrum des Objektbildes.

Das PSNR der MIKV und der PxKV sinken, wobei das PSNR der MIKV stärker fällt.

Die Ergebnisse bei Verwendung der untersuchten Merkmalsextraktionsverfahren variieren nicht wesentlich. In jedem Fall sinken das PSNR und die Koeffizienten deutlich gegenüber

	Pixelbasiert (Px-)		Merkmalslistenbasiert (Ml-)					
	-KK	-NKK	Sobel-Operator			Laplace-Operator		
			-KK	-BKK	-DKK	-KK	-BKK	-DKK
verrauschte Bilder	37.0	37.0	190.0	32.0	26.0	61.0	18.0	19.0
unscharfe Bilder	37.0	37.0	10.0	2.0	2.0	2.0	1.0	1.0
sonst. Testbilder	37.0	37.0	2.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

Tabelle 5.1: *Rechenzeit der Kreuzkorrelationsverfahren für die verschiedenen Testbilder in Sekunden pro Bild*

den Ergebnissen, bei denen sich das passende Objekt im Bild befindet.

5.5.3.3 Rechenzeit

Die Tabelle 5.1 stellt die benötigten Rechenzeiten der verschiedenen Algorithmen gegenüber. Die Rechenzeit der pixelbasierten Verfahren ist unabhängig von der Art der Bildvariationen konstant, wie es aufgrund der konstanten Anzahl der Pixel und somit der konstanten Anzahl der Rechenschritte zu erwarten ist. Auf dem verwendeten Rechensystem benötigen die manuell implementierten, nicht zeitoptimierten Algorithmen (siehe Abs. 7) der PxKK und der PxNKK ca. 37 Sekunden.

Die Rechenzeit der MIKV hängt von der Länge der Bild- und Templatelisten ab. Bis auf die verrauschten und unscharfen Bilder war die Länge der Merkmalslisten weitestgehend konstant. Daher sind auch die Rechenzeiten der MIKV mit ein bis zwei Sekunden bei diesen Testbildern konstant. Somit benötigen die MIKV 12 bis 50 mal weniger Zeit als die PxKV. Dieser Geschwindigkeitsvorteil gilt jedoch nur für diese künstlichen Bilder. Rauschen und Unschärfe bewirken eine deutliche Erhöhung der Länge der Merkmalslisten, wodurch sich auch die Rechenzeit erhöht. Für die unscharfen Bilder erhöht sich die Rechenzeit der MIKV auf 2 bis 10 Sekunden und für die verrauschten Bilder erhöht sich die Rechenzeit auf 26 bis 190 Sekunden. Dabei benötigt die MIKK die meiste Rechenzeit mit 170 bis 210 Sekunden.

Die Unterschiede zwischen den Ergebnissen bei Verwendung des Sobel- und Laplace-Operators sind nur minimal, wobei die Berechnungen auf Grundlage des Laplace-Operators leicht schneller sind, da die Merkmalslisten weniger Merkmalspunkte enthalten (siehe Abs. 5.5.1). Der Vergleich mit den Zeiten der regelbasierten Kantenerkennung ist nicht möglich, da die Bilder und somit die Anzahl der Merkmalspunkte sowie die verwendete Rechentechnik unterschiedlich sind.

5.5.4 Diskussion und Schlussfolgerungen

Die vorangegangenen Untersuchungen haben gezeigt, dass die Art der Merkmalsextraktion Einfluss auf das Ergebnis der MIKV hat. Die prinzipiellen Graphen der Ergebnisse sind jedoch gleich. Die MIKV reagieren unter Verwendung des Laplace-Operators empfindlicher auf Änderungen. Die Ergebnisse schwanken bei starken Änderungen der Bildbedingungen

und der Objektform sehr stark. Weiterhin wird die korrekte Position des Objektes nicht so häufig detektiert als unter Verwendung des Sobel-Operators. Die MKV unter Verwendung des Sobel-Operators sind robuster gegenüber Änderungen der Bildbedingungen und der Objektform.

Die Ergebnisse zwischen der ersten (Abs. 5.3) und der dritten Testreihe (Abs. 5.5) variieren bei Änderung des Kontrastes, was zum einen auf die Verwendung eines anderen Merkmalsextraktionsverfahrens und zum anderen durch die Auswertung mit 10 %-igem Rauschen zurückzuführen ist. Darüber hinaus werden Objekte verwendet, die sich in der Größe und im Grauwert unterscheiden. Die Abhängigkeit gegenüber unterschiedlichen Objekten kann nur bei den unterschiedlich skalierten Dreieck-Objekten verifiziert werden.

In der dritten Testreihe werden, wie bei den anderen Testreihen, ausschließlich synthetische Bilder verwendet. Für gewöhnlich enthalten Bilder im Gegensatz zu den hier verwendeten Bildern verschiedene Arten von Störungen. Darüber hinaus werden nicht alle Arten von Störungen, wie zum Beispiel Verzerrungen, untersucht. In den folgenden Kapiteln werden die hier untersuchten Algorithmen anhand realistischer Aufgabenstellungen im Kontext der medizinischen Bildverarbeitung näher untersucht.

Als Merkmalsextraktionsverfahren werden in dieser Untersuchung nur einfache Kantenextraktionsverfahren verwendet. Untersuchungen zu anderen Kantenextraktionsverfahren, wie dem Canny-Kantendetektor [Can86] bleiben genauso Gegenstand zukünftiger Untersuchungen, wie die Untersuchungen zur Verwendung anderer Arten von Merkmalen, wie zum Beispiel Ecken. In den folgenden Abschnitten werden dahingehende Untersuchungen an medizinischen Bilddaten durchgeführt, jedoch nicht auf die hier untersuchten künstlichen Bilder.

Weiterhin ist durch die Verwendung von scharfen Bildern als Template eine Untersuchung der Erhöhung der Schärfe nicht möglich. Daher bleibt dies ebenfalls Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

5.6 Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Untersuchungen anhand künstlicher Bilder zusammengefasst. In Tabelle 5.2 sind die Ergebnisse der verschiedenen PxKV und MKV dargestellt. Die Ergebnisse der Untersuchungen zum Einfluss der verschiedenen Merkmalsextraktionsverfahren sind in Tabelle 5.3 zusammengefasst.

5.6.1 Ergebnisse der PxKV

Ergebnisse der PxKV allgemein: Die PxKV sind gegenüber Veränderungen der Bildbedingungen robuster als die MKV. Zwar verändern sich die Koeffizienten bei einigen Verfahren und Störungen; das PSNR ändert sich jedoch nur leicht. Auf Änderungen der Objektform reagieren die PxKV empfindlicher als auf Änderungen der Bildbedingungen.

Die Koeffizienten und das PSNR sinken im Vergleich zu den MKV jedoch nur leicht. Die Höhe des maximalen Koeffizienten, das PSNR sowie der Peak des PSNR sind nicht so hoch wie bei den MKV. Andererseits schwanken die Ergebnisverläufe nicht so stark. Die Position der Objekte wird auch bei Störungen noch gut detektiert. Die Rechenzeit ist bei gleichbleibender Bildgröße konstant. Die Unterscheidung zwischen unterschiedlichen Objekten ist möglich. Jedoch ändern sich die Koeffizienten und das PSNR nur leicht. Die PxKV liefern bei Verwendung des Kreuz-Objektes vom Typ Eins häufig abweichende Ergebnisse, bei Verwendung des Dreieck-Objekts nur teilweise. Die Kombination mehrerer Störungen liefert keine abweichenden Erkenntnisse zu den Einzeluntersuchungen. Die Standardabweichung der Ergebnisse der PxKV wächst mit zunehmendem Rauschen.

Ergebnisse der PxKK: Die PxKK ist sehr robust gegenüber Änderungen der Bildbedingungen und der Objektform. Vor allem gegenüber Rauschen ist dieses Verfahren robust. Die Ergebnisse schwanken nur sehr gering und der maximale Koeffizient befindet sich sehr häufig an der korrekten Position, also in der Mitte des Testbildes. Jedoch ist der Peak des maximalen Koeffizienten sowie das PSNR recht gering. Da sich die Ergebnisse zusätzlich nur gering ändern, ist es mit diesem Verfahren schwer möglich, unterschiedliche Objekte voneinander zu trennen. Somit ist dieses Verfahren für die Unterscheidung ähnlicher Objekte nur bedingt geeignet. Im Vergleich zu den untersuchten PxKV ist die PxKK das schnellste Verfahren.

Ergebnisse der PxNKK: Die PxNKK ist robust gegenüber Änderungen der Bildbedingungen und der Objektform, jedoch nicht so robust wie die PxKK. Weiterhin haben die Ergebnisse dieses Verfahrens bei Änderungen der Objektform und bei Änderungen des Rauschens ein Maximum bei unveränderten Objekten. Daher ist es möglich unterschiedliche Objekte voneinander zu trennen. Andererseits sinken die Koeffizienten und das PSNR bei nicht vorhandenen Objekten nur wenig. Auch schwanken die Ergebnisse ein wenig mehr als bei der PxKK. Andererseits ist das PSNR höher als bei der PxKK. Die Position des maximalen Koeffizienten ist ebenfalls häufiger an der korrekten mittleren Position des Koeffizientenbildes als bei der PxKK. In Bezug auf die Detektion von Objekten liefert die PxNKK die besten Ergebnisse der PxKV. Die Rechenzeit ist konstant und hängt von der Größe des Bildes ab, wobei die PxNKK mehr Rechenzeit benötigt als PxKK. In [Lew95] wird ein Algorithmus vorgestellt, der es ermöglicht, die normierte Kreuzkorrelation in etwa der gleichen Zeit wie die PxKK zu berechnen. In den folgenden Untersuchungen werden teilweise verbreitete Bild- und Signalverarbeitungsbibliotheken [Int01a, Int01b] verwendet (siehe Abs. 7). Die PxNKK benötigt bei diesen Implementierungen die gleiche Rechenzeit wie die PxKK, was auf die Verwendung des optimierten Algorithmus von Lewis [Lew95] schließen lässt.

Ergebnisse der PxEKK: Die Ergebnisse der PxEKK ähneln denen der PxNKK, wobei die PxEKK noch empfindlicher auf Änderungen reagiert und noch deutlichere Maxima zeigt. Weiterhin ist dieses Verfahren gegenüber Rauschen robuster als die PxNKK. Der Zeitaufwand ist allerdings höher. Das in der zweiten Testreihe verwendete Quadrat-Objekt erzeugt aufgrund der konstanten Grauwerte eine Varianz von Null (*Gl. 3.11*), was zu ungültigen Werten führt. Auch bei anderen Objekten liefert die PxEKK aufgrund geringer lokaler Varianz des Bildes zu anderen PxKV abweichende Ergebnisse, z. B. bei Änderungen der Schärfe des Dreieck-Objektes (siehe Abb. 5.19). Außerdem benötigt dieses Verfahren die meiste Rechenzeit aller untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren. Daher wird wie bereits diskutiert (siehe Abs. 5.4.4) die PxEKK nur bei den ersten zwei Testreihen untersucht.

Ergebnisse der PxKKK: Die PxKKK wird nur bei einer Testreihe (siehe Abs. 5.4) untersucht, da die PxKKK ähnliche Ergebnisse wie die PxEKK und die PxNKK liefert. Entgegen der PxEKK wirkt sich das Fehlen von Rauschen nicht so stark auf die Ergebnisse aus (siehe Abb. 5.19). Dieses Verfahren benötigt etwas weniger Rechenzeit als die PxEKK.

5.6.2 Ergebnisse der MIKV

Ergebnisse der MIKV allgemein: Alle MIKV reagieren empfindlich auf Veränderungen der Bildbedingungen und der Objektform. Bei Veränderungen der Objektform befindet sich der maximale Koeffizient nur bei unveränderten oder nur leicht veränderten Objekten an der korrekten Stelle. Die hohe Empfindlichkeit gegenüber Veränderungen wird sowohl durch einen sehr deutlichen Peak der Koeffizienten und des PSNR als auch durch einen sehr hohen Wert des PSNR kompensiert. Ein weiterer Vorteil dieser hohen Empfindlichkeit ist die Möglichkeit, selbst Objekte mit geringem Unterschied voneinander zu trennen. Die Rechenzeit ist unabhängig von der Größe des Ausgangsbildes bzw. des Templates. Vor allem die Anzahl der Merkmalspunkte und somit die Länge der Merkmalsliste bestimmt die Rechenzeit. Mit wenig Rauschen sind alle vorgestellten MIKV sehr schnell. Durch Rauschen erhöht sich die Anzahl der Merkmalspunkte, da die verwendeten Merkmalsextraktionsverfahren empfindlich gegenüber Rauschen sind. Hierdurch erhöht sich die Rechenzeit. Dies eröffnet jedoch die Möglichkeit, durch Verbesserung der Aufnahme die Rechenzeit zu beschleunigen. Die Kombination mehrerer Störungen liefert, wie bei den PxKV, bei den MIKV keine abweichende Erkenntnisse zu den Einzeluntersuchungen. Die Standardabweichung der Ergebnisse der MIKV steigt mit zunehmendem Rauschen stärker als bei den PxKV.

	Pixelbasiert			Merkmalslistenbasiert						
	PxKK	PxNKK	PxEKK	PxKKK	MIKK	MINKK	MIEKK	MIKKK	MIBKK	MIDKK
Rauschen	⊕⊕	⊕	⊕⊕		⊙	⊙			⊕⊕	⊕
Helligkeit	⊕ ²	⊕	⊕		⊖	⊖			⊕ ¹	⊕⊕
Kontrast	⊕ ²	⊕	⊕		⊙ ²	⊙			⊕ ¹	⊕⊕ ²
Größenänderung	⊕	⊙	⊖	⊖	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕
Unschärfe	⊙	⊙	⊙	⊙	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕ ³	⊕⊕
Unterscheidung von Objekten	⊕⊕	⊖	⊖	⊖	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕	⊕⊕
zwei Variationen ⁴	⊕⊕/⊕⊕	⊕/⊙			⊙/⊕⊕					
Std bei 2 Variationen ⁵	⊕	⊕			⊙					
Abweichende Ergebnisse bei ⁶	Dreieck			Dreieck/Quadrat			Kreuz1			
Rechenzeit	⊖	⊖	⊕⊕	⊖	⊕	⊙	⊙	⊙	⊕⊕	⊕⊕
Genauigkeit ⁷	⊕ ⁸	⊕ ⁹			⊕				⊖	⊙
Ergebnisschwankung ¹⁰	⊕⊕	⊕ ¹¹	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕	⊕	⊕	⊕	⊕
Peak Koeffizienten ¹²	⊕⊕	⊖	⊖	⊖	⊕	⊕	⊕	⊕	⊙	⊕⊕
max. Höhe des PSNR	⊙	⊙	⊙	⊙	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕	⊕⊕
Peak des PSNR ¹³	⊖	⊖	⊖	⊖	⊕	⊕	⊕	⊕	⊕	⊕⊕
Anzahl ¹⁴	4	4	2	1	4	2	1	1	3	3

Zeilen 1 - 5 und 7 - 8: ⊕ - robust gegenüber Änderungen, ⊖ - empfindlich gegenüber Änderungen, ⊙ - weder robust noch empfindlich gegenüber Änderungen; sonst: positiv bzw. negativ zu bewerten; fehlende Bewertung, bei nicht vorhandenen oder zu wenigen Ergebnissen

1 - Bei den Untersuchungen zum Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren reagiert das Verfahren robuster.

2 - Bei den Untersuchungen zum Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren reagiert das Verfahren empfindlicher.

3 - Bei den Untersuchungen zum Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren sinkt nur das PSNR.

4 - Zeigt die Ergebnisse der Kombination zweier Variationen (Rauschenempfindlichkeit/Größenänderung).

5 - Wie konstant ist die Standardabweichung bei der Kombination zweier Variationen?

6 - Die Ergebnissen weichen vor allem bei den folgenden Objekten von den anderen untersuchten Objekten ab.

7 - Stimmt die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten zentralen Position überein?

8 - Die Skalierungsergebnisse sind negativ zu bewerten. ⁹ - Die Skalierungsergebnisse sind positiv zu bewerten.

10 - Wie stark schwanken die Ergebnisse? ¹¹ - Es schwankt nur das PSNR.

12 - Wie deutlich ist das Maximum der Koeffizienten? ¹³ - Wie deutlich ist das Maximum des PSNR?

14 - Die Anzahl ergibt sich aus der Anzahl der Untersuchungen mit dem Verfahren plus der Untersuchung mit der Kombination zweier Variationen.

Tabelle 5.2: Zusammenfassung und Gegenüberstellung der Ergebnisse der untersuchten PxKV und der MIKV

Ergebnisse der MIKK: Die MIKK ist gegenüber anderen MIKV robuster gegenüber Rauschen. Auf Änderungen der Bildbedingungen und der Objektform reagiert das Verfahren empfindlicher als die PxKV jedoch nicht so empfindlich wie andere MIKV. Die Position des maximalen Koeffizienten stimmt häufiger als bei anderen MIKV mit der korrekten Mitte des Koeffizientenbildes überein. Unterschiedliche Objekte können gut voneinander getrennt werden, wenn die Objekte nicht anhand der Helligkeit oder des Kontrastes unterschieden werden sollen, da eine Erhöhung des Kontrastes und der Helligkeit über den Originalwert hinaus eine Erhöhung der Koeffizienten bewirkt. Besonders bei Rauschen benötigt die MIKK bis zu sechsmal mehr Rechenzeit als andere MIKV.

Ergebnisse der MINKK, der MIEKK und der MIKKK: Die Ergebnisse der MINKK, der MIEKK und der MIKKK sind ähnlich zu den Ergebnissen der MIKK, wobei die MINKK bei den Bildern mit dem Kreuz-Objekt vom Typ Eins in der ersten Testreihe (siehe Abs. 5.3) geringfügig robuster gegenüber Rauschen und Helligkeitsänderungen sind. Dies kann durch den Aufbau des Kreuz-Objektes begründet werden (siehe Abs. 5.4.3.6). Die Ergebnisse bei Verwendung der Kreis-Objekte sind sehr ähnlich zu den Ergebnissen der MIKK. Daher werden diese Verfahren in den folgenden Testreihen nicht weiter untersucht. Die MINKK, die MIEKK und die MIKKK benötigen zusätzlich Rechenzeit zur Bestimmung lokaler Bildparameter. Dies bewirkt zusätzlich eine zeitliche Abhängigkeit von der Templategröße. Um dem zeitlichen Nachteil entgegenzuwirken, können die lokalen Bildparameter, anstatt pixelbasiert, auch mit Hilfe merkmalslistenbasierter Verfahren berechnet werden. Dies ergibt jedoch durch (*Gl. 4.27*) abweichende Ergebnisse. Die Analyse der Vor- und Nachteile dieser Geschwindigkeitsoptimierung bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

Ergebnisse der MIBKK: Im Vergleich zu anderen MIKV ist die MIBKK robuster gegenüber Änderungen der Helligkeit und des Kontrastes. Ebenso hat die Unschärfe nur geringen Einfluss auf das Ergebnis. Jedoch ist die MIBKK am empfindlichsten gegenüber Rauschen. Weiterhin stimmt die Position des maximalen Koeffizienten im Vergleich zu anderen MIKV seltener mit der korrekten zentralen Position überein. Unterschiedliche Objektformen können zwar voneinander unterschieden werden, Objekte die sich nur in der Helligkeit oder dem Kontrast unterscheiden, können jedoch nicht unterschieden werden. Weiterhin ist zu beachten, dass die Ergebnisse stark von der Wahl des Schwellwerts für die Binarisierung abhängig sind. Ein Vorteil der MIBKK ist, dass sie sehr schnell ist.

Ergebnisse der MIDKK: Einzig die MIDKK zeigt ein eindeutiges Maximum der Koeffizienten bei originalem Wert des Kontrastes. Auch auf Helligkeitsänderungen und Änderungen der Objektform reagiert das Verfahren empfindlich. Andererseits ist dieses Verfahren auch anfälliger gegenüber Rauschen. Weiterhin liegt die Position des maximalen Koeffizienten seltener an der korrekten zentralen Position als bei der MIKK. Jedoch erreicht die MIDKK

das maximale PSNR. Da auch der Peak der Koeffizienten und des PSNR bei übereinstimmendem Objekt sehr deutlich sind, können mit diesem Verfahren sowohl unterschiedliche als auch ähnliche Objekte voneinander getrennt werden. Zudem ist die Berechnung der MIDKK schneller als die der MIKK.

Somit liefert die MIDKK in Bezug auf die Detektion von Objekten unter den untersuchten Verfahren die besten Ergebnisse. Mit einer Kombination der Koeffizientenwerte und den Werten des PSNR können zum einen Objekte sehr gut detektiert und zum anderen leichte Abweichungen von einer Vorlage detektiert werden.

5.6.3 Ergebnisse in Abhängigkeit von der Merkmalsextraktion

Die Tabelle 5.3 verdeutlicht die Unterschiede der Ergebnisse bei Verwendung verschiedener Merkmalsextraktionsverfahren. Die Ergebnisse der PxKV werden in der ersten Spalte zusammengefasst. Die Ergebnisse der MIKV werden je nach Merkmalsextraktionsverfahren in den folgenden Spalten näher analysiert. Da die Standard-Merkmalsextraktionsverfahren nur in der letzten Testreihe untersucht werden, bleiben direkte Vergleiche der Standard-Merkmalsextraktionsverfahren mit der regelbasierten Kantenerkennung unter Verwendung dieser künstlichen Bildern Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

In den folgenden Abschnitten werden Standard-Merkmalsextraktionsverfahren direkt mit der regelbasierten Kantenerkennung unter Verwendung medizinischer Bilddaten miteinander verglichen (siehe Abs. 6).

Ergebnisse mit dem Sobel-Operator: Aus den vorangegangenen Analysen geht hervor, dass die MIKV rauschempfindlich sind. Wird der Sobel-Operator als Merkmalsextraktionsverfahren verwendet, sinkt diese Empfindlichkeit geringfügig. Dies lässt sich mit dem im Sobel-Operator integrierten Glättungsoperator erklären. Ebenso lässt sich die höhere Robustheit gegenüber Änderungen der Größe und Schärfe erklären. Durch diese Eigenschaften ist einerseits die häufigere Detektion des maximalen Koeffizienten an der korrekten Position als auch das geringere PSNR und die nicht so deutlichen Peaks der Koeffizienten und des PSNR zu erklären. Vorteilhaft ist, dass die Ergebnisse nicht so stark schwanken. Objekte lassen sich gut voneinander trennen. Da der Sobel-Operator im Vergleich zu anderen Merkmalsextraktionsverfahren viele Werte ungleich Null liefert, sind die Merkmalslisten sehr lang, was sich negativ auf die Berechnungszeit auswirkt. Ist die Robustheit aufgrund ungünstiger Bildbedingungen wichtiger als die Rechenzeit, bietet sich der Einsatz des Sobel-Operators an.

Ergebnisse mit dem Laplace-Operator: Wird der Laplace-Operator als Merkmalsextraktionsverfahren verwendet, steigt das PSNR auf den höchsten Wert. Auch die Peaks der Koeffizienten und des PSNR bei übereinstimmenden Objekten sind am deutlichsten.

	PxKV	MIKV		
		Sobel-Operator	Laplace-Operator	Regelbasiert
Rauschen	$\oplus\oplus$	\odot	$\ominus\ominus$	\ominus
Helligkeit	\oplus	\ominus	\ominus	\ominus
Kontrast	\oplus	\odot	\odot	\odot
Größenänderung	\odot	\odot	$\ominus\ominus$	\ominus
Unschärfe	\ominus	\odot	$\ominus\ominus$	\ominus
Unterscheidung von Objekten	\ominus	$\oplus\oplus$	$\oplus\oplus$	$\oplus\oplus$
Rechenzeit	\ominus	\odot	\oplus	$\oplus\oplus$
Genauigkeit ¹	\oplus	\odot	\ominus	\ominus
Ergebnisschwankung ²	$\oplus\oplus$	\oplus	$\ominus\ominus$	\odot
Peak Koeffizienten ³	\ominus	\oplus	$\oplus\oplus$	$\oplus\oplus$
max. Höhe des PSNR	\ominus	\oplus	$\oplus\oplus$	\oplus
Peak des PSNR ⁴	\ominus	\oplus	$\oplus\oplus$	\oplus
Anzahl ⁵	4	1	1	3
Zeile 1 - 5: \oplus - robust gegenüber Änderungen, \ominus - empfindlich gegenüber Änderungen; \odot - weder robust noch empfindlich gegenüber Änderungen; sonst: positiv bzw. negativ zu bewerten ¹ - Stimmt die Position des maximalen Koeffizienten mit der korrekten zentralen Position überein? ² - Wie stark schwanken die Ergebnisse? ³ - Wie deutlich ist das Maximum der Koeffizienten? ⁴ - Wie deutlich ist das Maximum des PSNR? ⁵ - Die Anzahl ergibt sich aus der Anzahl Untersuchungen des Verfahrens plus der Analyse der Kombination zweier Variationen				

Tabelle 5.3: Zusammenfassung der MIKV unter Verwendung verschiedener Merkmalsextraktionsverfahren und Gegenüberstellung zu den Ergebnissen der PxKV.

Auf Änderungen der Objektform reagieren die MIKV unter Verwendung des Laplace-Operators noch empfindlicher. Somit ist der Laplace-Operator für die Detektion von Unterschieden zwischen zwei Objekten sehr gut geeignet. Verwendet man ganzzahlige Werte, liefert der Operator nur wenige Werte. Somit ist die Merkmalsliste klein, was zu einer schnellen Berechnung der MIKV führt. Da die MIKV unter Verwendung des Laplace-Operators aber auch sehr empfindlich gegenüber Rauschen reagieren, was sich durch die Empfindlichkeit des Laplace-Operators erklären lässt, sollte der Laplace-Operator möglichst nur bei rauscharmen Bildern eingesetzt werden. Weitere Nachteile der Verwendung des Laplace-Operators sind die hohen Schwankungen der Ergebnisse und die seltenere Übereinstimmung des Maximums der Koeffizienten mit dem Bildzentrum. Die negativen Eigenschaften können durch zusätzliche Glättung, wie z. B. beim Marr-Hildred-Operator [MH80] gemildert werden.

Ergebnisse mit der regelbasierten Kantenerkennung: Die MIKV unter Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung sind im Gegensatz zur Verwendung des Sobel-Operators nicht so robust gegenüber Rauschen und Änderungen der Objektform. Andererseits sind

sie robuster im Vergleich zur Verwendung des Laplace-Operators. Der Peak der Koeffizienten und des PSNR ist sehr deutlich, auch die Höhe des PSNR ist hoch. Daher eignet sich dieses Merkmalsextraktionsverfahren zur Unterscheidung ähnlicher Objekte. Im Gegensatz zur Verwendung des Laplace-Operators schwanken die Ergebnisse nicht so stark. Außerdem liefert die regelbasierte Kantenerkennung eine geringe Anzahl von Merkmalspunkten, wodurch eine kleine Merkmalsliste erreicht wird. Daher ist die Geschwindigkeit der MIKV unter Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung sehr hoch. Um die Empfindlichkeit gegenüber Rauschen zu verringern, ist wie unter Verwendung des Laplace-Operators, eine zusätzliche Glättung möglich.

Unter Abwägung der Vor- und Nachteile der verschiedenen Merkmalsextraktionsverfahren ist die regelbasierte Kantenerkennung der beste Kompromiss aus Robustheit, Detektionsvermögen und Geschwindigkeit. Reicht die Robustheit nicht aus, kann durch zusätzliche Glättung die Robustheit erhöht werden, ohne die Geschwindigkeit der MIKV zu beeinträchtigen.

5.6.4 Bewertung der MIKV

Die Hauptvorteile der MIKV sind die deutlichen Peaks der Koeffizienten und des PSNR und der hohe Wert des PSNR. Unterschiedliche Objekte können mit den MIKV deutlich voneinander unterschieden werden, da die Algorithmen empfindlich gegenüber allen Veränderungen der Bildbedingungen und der Objektform reagieren. Andererseits können diese Algorithmen nicht so gut generalisieren, was unter schwierigen Bildbedingungen von Vorteil ist. Durch eine höhere Anzahl von Merkmalspunkten, z. B. durch die zusätzliche Verwendung von lokal benachbarten Merkmalspunkten, kann dieses Problem gelöst werden. Dies kann durch eine Glättung des Templates erfolgen. Die Verwendung von zusätzlichen Merkmalspunkten hat jedoch negativen Einfluss auf die Rechenzeit und auf die Unterscheidungsfähigkeit der MIKV.

Fehlende Bild-Merkmalpunkte haben gerade bei kurzen Template-Merkmalenlisten einen hohen Einfluss auf das Korrelationsergebnis. Dies ist weiterer Aspekt der bei der Verwendung der MIKV zu beachten ist. Andererseits haben zusätzliche Bild-Merkmalpunkte nur einen geringen Einfluss auf das Korrelationsergebnis. Durch den Einsatz von MIKV, die zusätzliche lokale Bildparameter, wie z. B. den Mittelwert oder die Varianz, verwenden, kann dies erreicht werden. Durch zusätzliche, nicht im Template vorhandene Punkte, verringert sich das PSNR. Somit kann durch eine Kombination aus PSNR und dem Koeffizientenwert der MIKV dieses Problem ebenfalls gelöst werden. Beide Ansätze benötigen jedoch zusätzliche Rechenzeit.

Ein weiterer Vorteil der MIKV ist die höhere Geschwindigkeit. Die Rechenzeit hängt jedoch von der Anzahl der Merkmalspunkte ab. Daher ist die Bestimmung einer möglichst geringen Anzahl von Merkmalspunkten eine zentrale Anforderung an die Merkmalsextraktion. Unabhängig davon haben unterschiedliche Bilder eine unterschiedliche Anzahl von

Merkmalspunkten, wodurch die Rechenzeit von Bild zu Bild schwankt, was in bestimmten Anwendungsfällen zu Nachteilen führt. Ein Beispiel hierfür wären Anwendungen, bei denen zur Verarbeitung eines Bildes nur eine konstante, kurze Rechenzeit zur Verfügung steht. Da die Lage der Template-Merkmaliste meistens konstant bleibt, schwankt die Berechnungszeit jedoch nicht unbegrenzt. Existiert durch Rauschen an jeder Stelle des Testbildes ein Merkmalspunkt, ist eine ausreichend kleine Anzahl von Merkmalspunkten in der Templateliste nötig, damit die Berechnung der MIKV schneller ist als die der PxKV. Dies ist durch die Verwendung von nicht gestörten oder synthetischen Templates häufig der Fall.

Der größte Nachteil der MIKV gegenüber den PxKV ist die Empfindlichkeit gegenüber Rauschen, was auf die Verwendung von Kanten als Merkmal zurückzuführen ist. Zusätzlich zur Empfindlichkeit der Ergebnisse gegenüber Rauschen steigt auch die Rechenzeit bei zunehmendem Rauschen. Bei stark verrauschten Bildern ist somit eine zusätzliche Glättung empfehlenswert. Da medizinische Bilder, aber auch andere, nicht künstliche Bilder, häufig verrauscht sind, wird der praktische Einsatz der MIKV in den folgenden Abschnitten überprüft.

Die Merkmalsextraktionsverfahren haben, wie in den vorherigen Untersuchungen gezeigt, starken Einfluss auf das Ergebnis der MIKV. Die Anforderungen die hierfür an die Merkmalsextraktion gestellt werden, sind vielfältig. Ein Minimum an Merkmalspunkten ist, wie bereits geschildert, eine Anforderung an die Merkmalsextraktion. Weiterhin soll die Merkmalsextraktion reproduzierbare Merkmalspunkte liefern, die möglichst robust gegenüber Schwankungen der Bildbedingungen sind. Der Harris-Eckendetektor [HS88] liefert zum Beispiel ein Minimum an Merkmalspunkten. Wird jedoch ein Punkt nicht korrekt detektiert, hat dies negativen Einfluss auf das Ergebnis der MIKV. Andere verbreitete Merkmalsextraktionsalgorithmen, wie der Canny-Kantendetektor [Can86], liefern mehr Merkmalspunkte als der Harris-Eckendetektor, wodurch einzelne fehlende Merkmalspunkte nicht so stark ins Gewicht fallen. In den folgenden Abschnitten werden anhand medizinischer Aufgabenstellungen die Ergebnisse der MIKV unter Verwendung dieser und der bisher vorgestellten Merkmalsextraktionsverfahren miteinander verglichen.

6 Medizinische Anwendungen

Die in den vorangegangenen Kapiteln vorgestellten Algorithmen werden im Folgenden zur Lösung verschiedener medizinischer Aufgabenstellungen verwendet. Die hohen Anforderungen der MIKV werden durch die in Abschnitt 4.3.3 vorgestellte regelbasierte Kantenerkennung berücksichtigt. Inwieweit dieser Merkmalsextraktionsalgorithmus auch zur Lösung anderer praktischer Aufgabenstellungen geeignet ist, wird im Folgenden Abschnitt 6.1 anhand einer medizinischen Aufgabenstellung, der kantenlistenbasierten Segmentierung der Glottis¹ in Hochgeschwindigkeitsvideos [MBH05, MBH04], überprüft.

In den anschließenden Abschnitten werden die offenen Fragestellungen aus dem vorangegangenen Kapitel 5 berücksichtigt und die Einsetzbarkeit der MIKV in der Praxis überprüft. Hierfür werden die MIKV zur Lösung verschiedener medizinischer Aufgabenstellungen verwendet. Zum einen werden die Kreuzkorrelationsverfahren zur Bewegungskompensation von Augenbewegung in Augenhintergrundbildern [MBS02a, MBH05, MBH07, MPBJ04] und zum anderen zur automatischen Platzierung von ROI's (Region of Interest) in Szintigraphie-Bildern [SMSB08] verwendet. Vor allem der Einfluss der Rauschanfälligkeit der MIKV auf die praktische Einsetzbarkeit wird durch die zum Teil stark verrauschten medizinischen Bilder überprüft.

6.1 Kantenlistenbasierte Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos

Kantenextraktionsalgorithmen werden zur Lösung verschiedener Aufgabenstellungen aus verschiedenen Gebieten der Bildverarbeitung verwendet. Dabei wird meist mit Hilfe der ersten oder zweiten Ableitung die Position des steilsten Anstiegs einer Kante gesucht. Für die im Folgenden betrachtete Aufgabenstellung der Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos wird das Bild mit Hilfe der regelbasierten Kantenerkennung segmentiert.

Für die Analyse der Stimmlippenbewegungen anhand endoskopischer Hochgeschwindigkeitsaufnahmen ist die Extraktion einer Reihe von aussagefähigen Merkmalen, wie z. B. der Grundfrequenz, der Schwingungsamplitude, Regularitätsparameter usw., notwendig. Es werden Merkmale gesucht, die auch die örtlichen Gegebenheiten berücksichtigen. Ausgangspunkt hierfür ist die möglichst genaue Segmentierung der Stimmlippen. Der funktionell

¹ Die sogenannte Stimmritze, die sich zwischen den Stimmlippen und den Stellknorpeln befindet, wird als Glottis bezeichnet.

interessierende Teil ist die einfacher zu segmentierende Stimmritze, die sogenannte Glottis.

Bisherige Verfahren beruhen meist auf interaktiven Segmentierungsmethoden. Im Folgenden soll eine Methode vorgestellt werden, bei der die Glottis auf Basis der im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3.3) ohne Nutzerinteraktion segmentiert wird. Hierfür ist nicht die Position des maximalen Anstieges, sondern die Position des Anfangs und des Endes einer Kante von Interesse.

Die Anforderungen, die sich hieraus für die Kantenerkennung ableiten lassen, sind sehr hoch. Zum einen sollen die bei dieser Aufgabenstellung häufig vorkommenden langen Kantenanstiege korrekt erkannt werden, zum anderen soll deren Position exakt ermittelt werden. Da die Bilder eine sehr geringe Auflösung haben, ist eine möglichst pixelgenaue Positionierung notwendig.

Durch die hohe Aufnahme Frequenz ist eine geringe Anzahl von Merkmalspunkten von Vorteil, um das immense Datenvolumen zu reduzieren. Die verbleibenden Merkmalspunkte müssen die nötigen Bildinformationen ausreichend repräsentieren.

Verbreitete Kantenerkennungs Algorithmen, wie der Sobel-Operator [Jö5, LOPR97] oder der Canny-Kantendetektor [Can86] können lange Kantenanstiege nur dann als Ganzes erkennen, wenn das Bild vorher geglättet oder die Filterlänge sehr groß gewählt wird. Für die exakte Positionsbestimmung ist allerdings ein möglichst kurzer Filter notwendig.

Im Gegensatz zu anderen Verfahren ermöglicht die regelbasierte Kantenerkennung nicht die Detektion der Position des maximalen Anstieges, sondern die Detektion des Beginns und des Endes der Kante. Daher ist diese Kantenerkennung für diese Aufgabenstellung gut geeignet.

6.1.1 Materialien und Methoden

Für die Segmentierung werden Aufnahmen von 18 weiblichen Probanden mit normaler Stimmfunktion im Alter zwischen 19 und 23 Jahren verwendet. Die Bilder werden mit einer Hochgeschwindigkeitsendoskopiekamera mit einer Bildrate von 3.704 Bildern pro Sekunde und einer Auflösung von 128×64 8-Bit-Grauwertbildpunkten aufgenommen (siehe Abb. 6.2a) [Hop01]. Die Aufnahmedauer schwankt zwischen 1 und 5 Sekunden. Insgesamt stehen im Rahmen dieser Untersuchung über 130.000 Bilder zur Verfügung. Bedingt durch die Aufnahmeeinrichtung liegt die Glottis in den Bildern näherungsweise in vertikaler Richtung

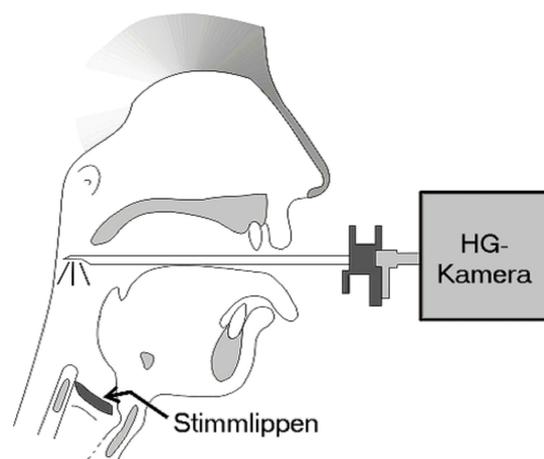


Abbildung 6.1: Aufnahmeprinzip der Glottisaufnahmen mit Hilfe einer Hochgeschwindigkeitsendoskopiekamera [Hop01]

(siehe Abb. 6.1). Daher kann für die Berechnung der Kanten zeilenweise der eindimensionale regelbasierte Kantenerkennungsalgorithmus verwendet werden (siehe Abs. 4.3.3). In Abbildung 6.1 ist das Aufnahmeprinzip dargestellt.

Wie unter (Abs. 4.3.2) beschrieben, wird zur Vereinfachung ein linearer Kantenverlauf angenommen und für jede ermittelte Kante, die Position des Kantenbeginns, die Kantenlänge und die Gesamtkantenhöhe in einer Merkmalsliste abgespeichert. In Abbildung 6.2b ist ein Grauwertverlauf der markierten Zeile der Abbildung 6.2a mit den Positionen des Kantenbeginns und des Kantenendes dargestellt. Um zu viele Kantenpunkte zu vermeiden, werden nur die Kantenpunkte in die Merkmalsliste übertragen, deren Gesamtkantenhöhe eine manuell festgelegte Schwelle überschreitet.

Zur Segmentierung der Glottis werden folgende Eigenschaften der Glottis ausgenutzt, die anhand Abbildung 6.2b nachvollzogen werden können. Da der Gradient zwischen Glottis und Stimm lippen relativ groß ist, steht im Bereich der Glottis jeder hohen negativen Kante eine hohe positive Kante gegenüber. Bei Reflexionsartefakten, die meist heller als das Gewebe sind, folgt im Gegensatz zur Glottis auf eine positive Kante eine negative Kante. Weiterhin ist der Grauwert im Bereich der Glottis sehr klein. Aus diesem Grund wird der Mittelwert aus den Punkten zwischen dem Kantenendpunkt der negativen Kante und dem Kantenfußpunkt der positiven Kante berechnet. Alle so ermittelten Kantenpunktpaare, deren so berechneter Mittelwert unter einer dynamischen Schwelle liegen, werden als Kanten der Glottis angesehen und mit ihrer Position und den berechneten Merkmalen in einer Liste gespeichert. Für die Berechnung der dynamischen Schwelle wird ein adaptivrekursiv berechneter Schwellwert S verwendet, der aus dem Mittelwert der segmentierten Glottis \bar{r} und dem Mittelwert des Bildes \bar{b} berechnet wird (**Gl. 6.1**).

$$\begin{aligned} S_i &= S_{i-1} + a \cdot (d_{i-1} - S_{i-1}) \\ d_i &= \bar{r}_i + \frac{1}{4} \cdot (\bar{b}_i - \bar{r}_i) \end{aligned} \quad (6.1)$$

S - adaptiver Schwellwert
 d - aktuell berechneter Schwellwert
 r - segmentierte Bereiche der Glottis
wobei $i - 1 \dots K$
 a - Adaptionskonstante (0, 2)
 K - Anzahl der Bilder

Schließlich wird die Liste der Kantenpunktpaare in vertikaler Richtung sortiert. Aufgrund der oben genannten Bedingungen, sollten pro Zeile nur ein oder kein Kantenpunktpaar vorhanden sein. Sind mehrere Kantenpunktpaare vorhanden, wird mit Hilfe der berechneten Attribute, wie dem Mittelpunkt oder dem mittleren Grauwert zwischen den Kantenpunkten, das wahrscheinlichste Kantenpunktpaar ausgewählt. Des Weiteren können Lücken oder Ausreißer, z. B. durch eine Konturverfolgung korrigiert werden, was jedoch Gegenstand

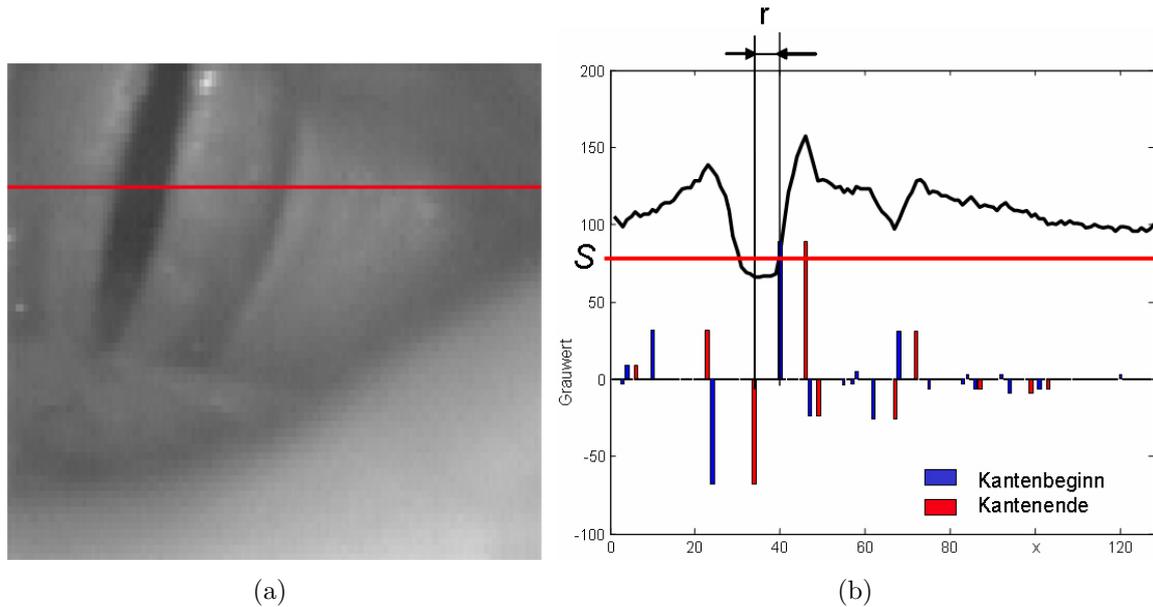


Abbildung 6.2: (a) Beispiel einer Glottisbildaufnahme; (b) Grauwertverlauf der in (a) markierten Zeile mit Darstellung der Ergebnisse der regelbasierten Kantenerkennung [MBH04]. Der Beginn und das Ende der positiven und negativen Kantenbereiche sind mit dargestellt.

zukünftiger Untersuchungen bleibt. Für die weitere Analyse kann zwischen innerer und äußerer Umrandung der Glottis unterschieden werden. Im folgenden wird die innere Umrandung verwendet.

Aufgrund der hohen Anzahl der Daten stand keine Vorlage als ideale Segmentierung zur Bewertung des Verfahrens zur Verfügung. Daher wird das Verfahren mit einer vorhandenen interaktiven wissensbasierten und schwellwertbasierten Segmentierung [Hop01] verglichen. Als Vergleichsmaß wird der Tanimoto-Koeffizient [HTKM04] (T (Gl. 6.2)) verwendet. Zusätzlich wurde ein Maß für die Über- (T_+) bzw. Untersegmentierung (T_-) berechnet.

$$\begin{aligned}
 T &= \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \\
 T_+ &= \frac{|A \cap \bar{B}|}{|A \cup B|} \\
 T_- &= \frac{|\bar{A} \cap B|}{|A \cup B|}
 \end{aligned} \tag{6.2}$$

T - Tanimoto-Koeffizient
wobei T_+/T_- - Über- bzw. Untersegmentierung
 A - Menge der segmentierten Pixel
 B - Menge der Vergleichs-Pixel

6.1.2 Ergebnisse

Die Abbildung 6.2b zeigt die durch die regelbasierte Kantenerkennung ermittelten Kantenbereiche des in Abbildung 6.2a dargestellten Beispiels. Der Filter F_1 (siehe Abs. 4.3.3) hat eine Länge von 6 Pixel. Es ist zu erkennen, dass die langen Kanten beim Übergang zwischen Stimmlippe und Glottis gut erfasst werden. Der Beginn und das Ende der Kanten wird ebenfalls gut erkannt. Ebenso werden Kanten mit einer Kantenlänge von einem Pixel gut detektiert.

Wie erwartet, wirkt sich Rauschen stark auf das Ergebnis der Kantenerkennung aus. Auf langen Kantenanstiegen wird das Ergebnis jedoch durch den langen Filter F_1 nicht so stark von Rauschen beeinflusst. Diese Kanten besitzen eine höhere Gesamtkantenhöhe als durch Rauschen bedingte Kanten, wodurch diese sehr gut voneinander getrennt werden können. Salz- und Pfeffer-Rauschen wirkt sich sehr stark auf das Ergebnis aus. Diese Kanten sind jedoch sehr kurz, wodurch auch diese leicht von anderen Kanten unterschieden werden können.

Durch die stark trennenden Eigenschaften der Glottis ist eine Segmentierung mit Hilfe der kantenbasierten Segmentierung gut möglich. Durch die zeilenweise Segmentierung wird die Glottis vor allem im oberen und unteren Bereich, aufgrund der geringen Gradienten nicht vollständig segmentiert (siehe Abb. 6.3a), der funktionale Teil der Glottis wird jedoch meist vollständig segmentiert. Sind die Stimmlippen geschlossen, treten im Bereich zwischen Stimmlippe und Taschenfalte oder im Bereich der Stellknorpel vereinzelt Ausreißer auf, da an diesen Stellen der Grauwertverlauf dem Grauwertverlauf an der Stelle der Glottis ähnelt. Der mittlere Grauwert an diesen Stellen ist jedoch meist höher als der mittlere Grauwert der Glottis, so dass diese Ausreißer größtenteils durch den dynamischen Schwellwert entfernt werden. Weiterhin werden durch die Verwendung des dynamischen Schwellwertes Helligkeits- und Kontrastschwankungen ausgeglichen.

Pro Anstieg wird nur ein Merkmalsvektor abgespeichert. Daher ist der Speicherbedarf der Merkmalslisten bei leicht verrauschten Bildern gering.

Der Tanimoto-Koeffizient zwischen den beiden Segmentierungsverfahren liegt im Mittel bei 0,68. Dabei neigt das kantenbasierte Verfahren im Vergleich zum manuellen Segmentierungsverfahren eher zu einer Untersegmentierung ($T_+=0,32$) als zu einer Übersegmentierung ($T_-=0,12$) (siehe Abb. 6.3b). Auf einem P4 1,7 GHz lag die Segmentierungsrate bei 200 Bildern pro Sekunde. Bei der wissensbasierten Segmentierung werden 5 - 10 Minuten pro Bildfolge benötigt. Das entspricht einer Segmentierungsrate von ca. 5 Bildern pro Sekunde.

6.1.3 Zusammenfassung und Diskussion

Die vorgestellte kantenbasierte Segmentierung, die die regelbasierten Kantenerkennung nutzt, liefert in kurzer Zeit ohne Nutzerinteraktion gute Ergebnisse. Die für die Aufgabenstellung wichtigen langen Kanten werden in den untersuchten Bildern gut erkannt. Die

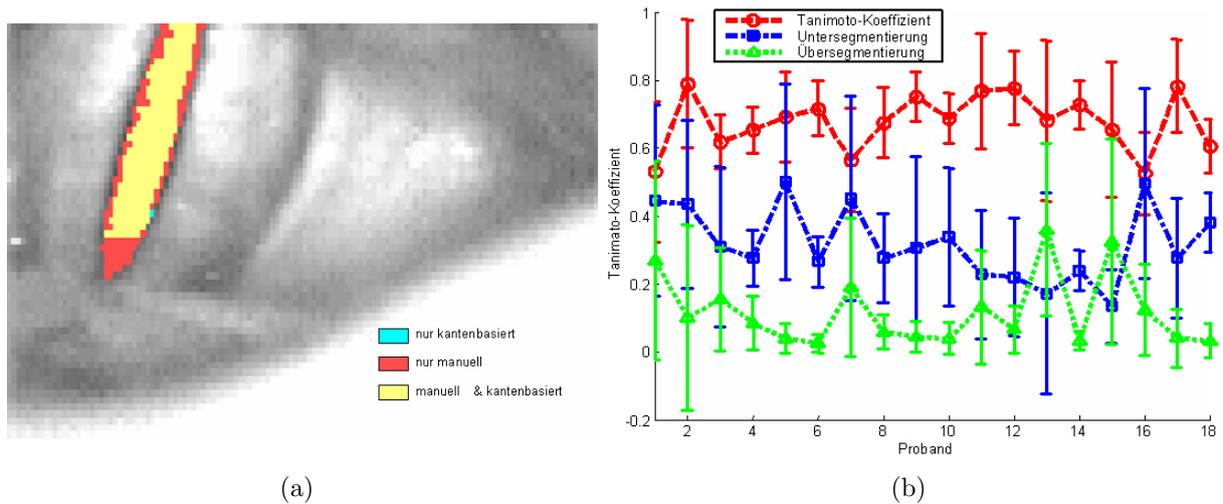


Abbildung 6.3: (a) Ergebnis der Segmentierung. Das Originalbild ist zur besseren Darstellung normiert (b) Mittlere Tanimoto-Koeffizienten der Bildserien der verschiedenen Probanden [MBH04]

zusätzlichen Informationen über die Länge des Kantenanstiege und über die Gesamtkantenhöhe, welche die regelbasierte Kantenerkennung liefert, ist bei der Segmentierung bzw. bei der Ausreißerbehandlung von Vorteil. Die regelbasierte Kantenerkennung bildet somit eine gute Grundlage für die kantenbasierte Segmentierung, die ohne Nutzerinteraktion die Glottis mit 200 Bildern pro Sekunde segmentiert.

Der Vergleich mit einem vorhandenen Verfahren erreichte im Mittel einen guten Tanimoto-Koeffizienten von 0,68. Da Fehlsegmentierungen nicht ausgeschlossen werden können, wäre eine weitere Nachbearbeitung der Ergebnisse sinnvoll. Eine Ausreißerbehandlung sowie eine Glättung der Ergebnisse führen zu einer weiteren Verbesserung der Segmentierung. Das vorgestellte Verfahren segmentiert nur auf Grundlage des aktuellen Bildes. Die Berücksichtigung mehrerer Bilder für die Segmentierung kann das Segmentierungsergebnis zusätzlich verbessern. Die Verarbeitung in senkrechter Richtung ermöglicht die Erhöhung der Segmentierungsgenauigkeit im oberen und unteren Bereich der Glottis, verdoppelt aber die Verarbeitungszeit. Durch die starken Kanten im Bereich der waagrecht verlaufenden Knorpel erhöht sich aber auch die Wahrscheinlichkeit von Fehlsegmentierungen. Die Verwendung der dynamischen Schwelle liefert zwar für alle segmentierten Daten gute Ergebnisse, jedoch kann durch eine manuelle Anpassung der Parameter das Ergebnis bei schlechten Segmentierungen verbessert werden.

Der Vergleich mit dem bereits vorhandenen Segmentierungsverfahren muss kritisch betrachtet werden, da auch bei diesem Verfahren Fehlsegmentierungen auftreten. Eine manuelle Segmentierung zur Erstellung einer Vergleichssegmentierung wäre trotz des hohen Aufwands und der geringeren Datenbasis für den Vergleich sinnvoll.

Durch die Speicherung der Informationen in Merkmalslisten können folgende Algorithmen effizient berechnet werden. Beispiele hierfür wären eine merkmalslistenbasierte

Houghtransformation oder eine merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation. Auch einfache Merkmale, wie Fläche, Schwerpunkt, Umfang usw., können basierend auf der Merkmalsliste einfach und effizient berechnet werden.

Die bei der regelbasierten Kantenerkennung verwendete Kombination aus einem einfachen Gradientenfilter und der Summation aus Binomial- und Gradientenfilter liefert gute Ergebnisse, obwohl die regelbasierte Kantenerkennung auch in der Praxis empfindlich auf Rauschen reagiert. Lange und große Anstiege sind geringer davon betroffen, da F_1 einen starken Glättungsfilter beinhaltet. Durch zusätzliche Filterung des Ausgangsbildes, wird der Rauscheinfluss weiter gemindert. Jedoch verschlechtert sich dadurch die hohe Genauigkeit der Positionierung vor allem bei sehr kurzen Kanten. Aber auch ohne vorherige Filterung beeinflusst Rauschen die genaue Bestimmung des Kantenbereichs. Die im Abschnitt 4.3.4 vorgeschlagene Möglichkeit zur Lösung des Kantenanfangsproblems durch die Verschiebung des Anfangs des Kantenbereiches an die Stelle, an der sich das Minimum bzw. das Maximum befindet, wurde in dieser Testreihe nicht umgesetzt und bleibt Gegenstand zukünftiger Optimierungen.

6.2 Vergleich merkmalslistenbasierter Kreuzkorrelations- verfahren zur Bewegungskompensation von Fundus- bildern des Augenhintergrunds

Ein Problem bei der Analyse von Fundusbildern des Augenhintergrundes ist die Kompensation der bei der Aufnahme unvermeidlichen Augenbewegungen. Entsprechende Algorithmen müssen robust gegenüber schwierigen Bildbedingungen, wie wechselnder Helligkeit, wechselnden Kontrast, Rauschen und Reflexionen sein. Für eine möglichst zeitnahe Befundung der Daten ist weiterhin eine schnelle Verarbeitung der Bilder notwendig. In der Praxis existieren eine Reihe von Verfahren zur Bewegungskompensation, basierend auf verschiedenen Prinzipien, wie zum Beispiel FFT- oder Wavelet-basierte Verfahren, merkmals- oder texturbasierte Verfahren [BCT⁺98, CTTR99, VOS98, SRS⁺01, IS99]. Im Folgenden sollen die in den vorangegangenen Abschnitten (siehe Abs. 5) untersuchten MIKV zur Lösung dieser Aufgabenstellung verwendet werden, da diese Verfahren aufgrund ihrer Schnelligkeit und Genauigkeit für diese Aufgabenstellung als geeignet erscheinen. Die Ergebnisse der MIKV werden mit den Ergebnissen der PxKV verglichen.

Aufgrund der im vorangegangenen Kapitel 5 ermittelten Rauschempfindlichkeit der untersuchten MIKV ist die Praxistauglichkeit dieser Verfahren infragegestellt. Im Folgenden soll die These validiert werden, dass trotz der Nachteile der MIKV durch die deutlichen der Peaks der Koeffizienten und des PSNR und der Höhe des PSNR der MIKV, diese auch in der Praxis gute Erkennungsergebnisse erreichen.

Zunächst wird überprüft, welche der vorgestellten Kreuzkorrelationsverfahren für eine Bewegungskompensation von Fundusbildern des Augenhintergrunds mit Hilfe verschiedener

Templates geeignet sind (siehe Abs. 6.2.2)[MBH07]. Anschließend wird der Einfluss des Merkmalsextraktionsverfahrens untersucht (siehe Abs. 6.2.3). Es wird untersucht, welches dieser Verfahren in der Praxis die besten Ergebnisse liefert [MBH05].

Schließlich wird ein Ansatz zur automatischen Extraktion von Templates für diese Aufgabenstellungen vorgestellt.

6.2.1 Gemeinsame Materialien und Methoden

Für die folgenden Analysen werden zwei unterschiedliche Typen von Bildserien von Augenhintergrundbildern verwendet.

Der erste Typ von Bildserien wird in beiden folgenden Untersuchungen verwendet. Hierbei werden Bildserien von fünf gesunden Testpersonen (siehe Abb. 6.4) [MRBH05, VRN⁺04] aufgenommen². Jede Bildserie umfasst 21 bis 26 einzeln aufgenommene Grauwertbilder des Augenhintergrundes. Insgesamt stehen 119 Bilder dieses Bildserientyps zur Verfügung. Die Bilder haben eine Größe von 768×576 Pixel. Aufgrund eines kurzen Blitzlichtimpulses zur Beleuchtung des Augenhintergrundes haben diese Bilder eine gute Qualität. Es wird ein optischer Grünfilter mit 560 nm verwendet.

Durch das verwendete Blitzlicht entsteht durch den verwendeten Versuchsaufbau eine Lichtreflexion, die in den Bildern dieses Bildserientyps enthalten ist. Sie ist als heller Fleck im Bild deutlich sichtbar (siehe Abb. 6.4). Da dieser Punkt immer an der gleichen Stelle im Bild ist, können die an dieser Stelle entstehenden Merkmalspunkte einfach aus den Merkmalslisten entfernt werden. Für die PxKV ist die Entfernung dieser Störung nicht so einfach möglich und wird daher nicht durchgeführt.

Der zweite Bildserientyp wurde nur in der unter Abschnitt 6.2.3 vorgestellten Testreihe untersucht. Die Bildserien dieses Bildserientyps werden mit dem Retinal Vessel Analyzer (RVA) mit einer Zeiss FF-450 Fundus Kamera [VRN⁺04]² aufgenommen. Dieser Bildserientyp umfasst zwei Bildserien von 182 und 251 Grauwertbildern, von zwei gesunden Testpersonen. Die Bilder haben eine Größe von 760×570 Pixel. Diese Bilder sind aufgrund des fehlenden Blitzlichtes nicht so gut ausgeleuchtet und sind verrauschter als die Bilder des ersten Bildserientyps. Andererseits beinhalten die Bilder dieses Bildserientyps im Gegensatz zum ersten Bildserientyp keine durch die Beleuchtung verursachten Artefakte (siehe Abs. 6.2.3).

Von jeder Bildserie werden aus dem ersten Bild manuell 6 unterschiedliche Templates mit unterschiedlicher Größe extrahiert. Es werden 3 Templates mittlerer Größe von 100×100 Pixel, ein kleines Template mit ca. 40×40 Pixel, ein großes Template, z. B. mit 240×140 Pixel und ein weiteres großes Template, welches den Sehnerv beinhaltet, z. B. mit 180×180 Pixel extrahiert. Jedes dieser Templates wird möglichst so gewählt, dass

² Als Aufnahmesystem diente das VisualIS-System der Firma Imedos GmbH (Jena). Die Bilder wurden freundlicherweise von Dr. E. Nagel (Augenarztpraxis Rudolstadt) zur Verfügung gestellt.

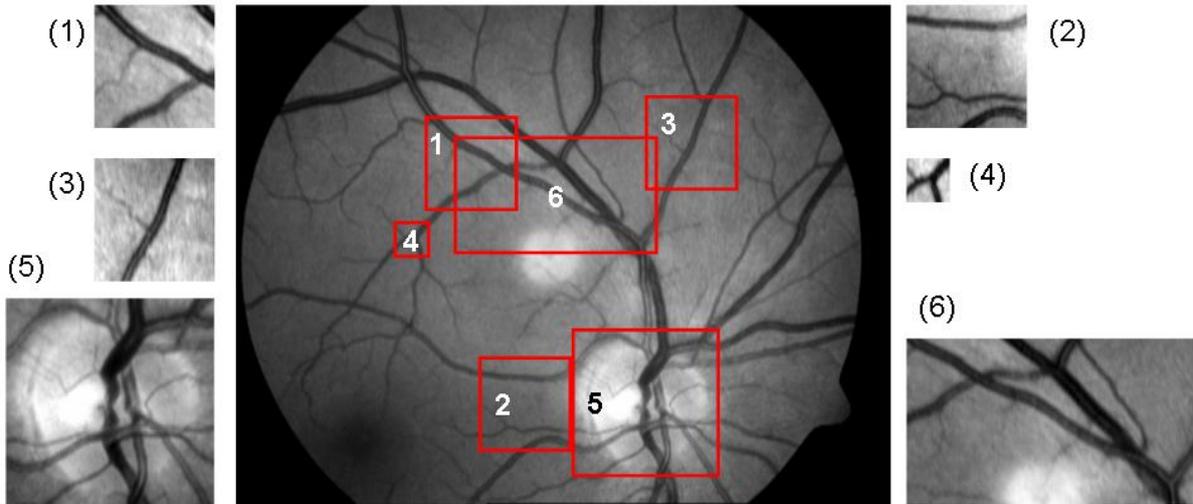


Abbildung 6.4: *Beispiel eines Augenhintergrundbildes mit der Darstellung der ausgewählten Templates. (1) - (3): Templates mittlerer Größe (100×100 Pixel); (4): kleine Templates (40×40 Pixel); (5): großes Template, das den Sehnerv beinhaltet (ca. 180×180 Pixel); (6): weiteres großes Template (240×140 Pixel) [MBH07]*

eindeutige Strukturen, wie Gefäßverzweigungen in dem Bild enthalten sind. Die Abbildung 6.4 zeigt das erste Bild einer Bildserie mit den gewählten Templates.

Als Vergleichsmethode dient die Anzahl der korrekt detektierten Templates. Die Position des maximalen Koeffizienten wird als detektierte Position des Templates angesehen. Ist die absolute Differenz der X- und Y-Position zur korrekten X- und Y-Position kleiner oder gleich als ein vorgegebener Schwellwert, wird das Template als korrekt detektiert betrachtet. Im Rahmen dieser Untersuchung wird eine Abweichung von ± 6 Pixel akzeptiert. Diese hohe Abweichung der Werte wird gewählt, da durch die Kugelform des Augenhintergrunds bei den Augenbewegungen trotz korrekter Positionierung des Templates eine entsprechende Abweichung der Position auftreten kann. Darüber hinaus sind die Abweichungen bei Fehldetektionen meist bedeutend höher.

Für die Berechnung dieses Vergleichsmaßes ist die korrekte Position jedes Templates in jedem Bild erforderlich. Da diese jedoch nicht für die zur Verfügung stehenden Bildserien bekannt sind, müssen die korrekten Positionen bestimmt werden.

Die Position der einzelnen Templates im ersten Bild sind bekannt, da sie manuell gewählt werden. Abgesehen von den Schwankungen, die durch die Kugelform des Augenhintergrunds begründet sind, sind die Bewegungen aller Templates im Bild über die Bildserie annähernd gleich. Somit sind auch die Verschiebungsvektoren zum ersten Bild annähernd gleich. Weiterhin ist auch der Abstand zwischen den Templates bekannt. Auch dieser Abstand ändert sich im Verlauf der Untersuchung nur gering. Im Rahmen dieser Untersuchungen werden pro Bild sechs Templates, einmal mit fünf (siehe Abs. 6.2.2) und einmal mit vier (siehe Abs. 6.2.3) verschiedenen Verfahren detektiert. Das ergibt pro Bild 30 bzw. 24 Positionen und somit pro Bild entsprechend viele Verschiebungsvektoren zum ersten Bild.

Mit diesen Informationen ist es möglich, die wahrscheinlichste Position jedes Templates in jedem Bild zu ermitteln.

In Abbildung 6.6 ist beispielhaft die X-Verschiebung der verschiedenen Templates für die untersuchten Verfahren innerhalb einer Bildserie dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die meisten Templates von den meisten Kreuzkorrelationsverfahren übereinstimmende Verschiebungsvektoren besitzen. Dies lässt den Schluss zu, dass diese korrekt detektiert werden, was stichprobenhaft anhand der Koeffizientenbilder manuell überprüft wurde.

Im Rahmen dieser Arbeit wird zur Festlegung der wahrscheinlichsten Templateposition der Median der X- und Y-Verschiebung aus allen zur Verfügung stehenden Ergebnissen pro Bild verwendet.

6.2.2 Variation der Korrelationsverfahren

Im Rahmen der ersten Testreihe werden die Ergebnisse der PxKV und der MIKV gegenübergestellt. Hierzu werden die aus den vorangegangenen Untersuchungen bekannten Kreuzkorrelationsverfahren (siehe Abs. 5) verwendet. Als PxKV werden die PxKK und die PxNKK verwendet, für die MIKV werden die MIKK, die MIBKK und die MIDKK verwendet. Als Merkmalsextraktionsverfahren wird ein Standardverfahren, der Sobel-Operator, verwendet. Die Abbildung 6.5 zeigt die in Abbildung 6.4 dargestellten Templates nach der Merkmalsextraktion.

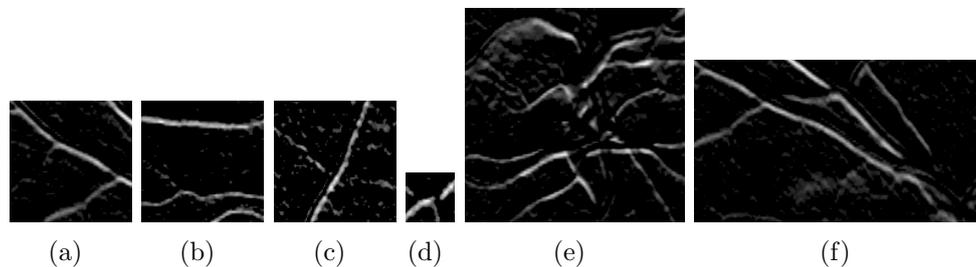


Abbildung 6.5: *Templates nach der Merkmalsdetektion mittels des Sobel-Operators. (a) - (c): Templates mittlerer Größe (100 × 100 Pixel); (d): kleine Templates (40 × 40 Pixel); (e): großes Template, das den Sehnerv beinhaltet (ca. 180 × 180 Pixel); (f): weiteres großes Template (240 × 140 Pixel)*

Als Testbilder wird der erste Bildserientyp verwendet. Zusätzlich zur Auswertung der detektierten Position des Templates wird das PSNR (*Gl. 3.21*) an der Stelle des maximalen Koeffizienten berechnet. Die Region, mit der das lokale PSNR berechnet wird, umfasst 100×100 Pixel.

6.2.2.1 Ergebnisse

Der in Abbildung 6.6 dargestellte Verlauf zeigt die X-Verschiebung zur ersten Position der sechs verwendeten Templates in einer Bildserie. Es ist zu erkennen, dass bei diesem

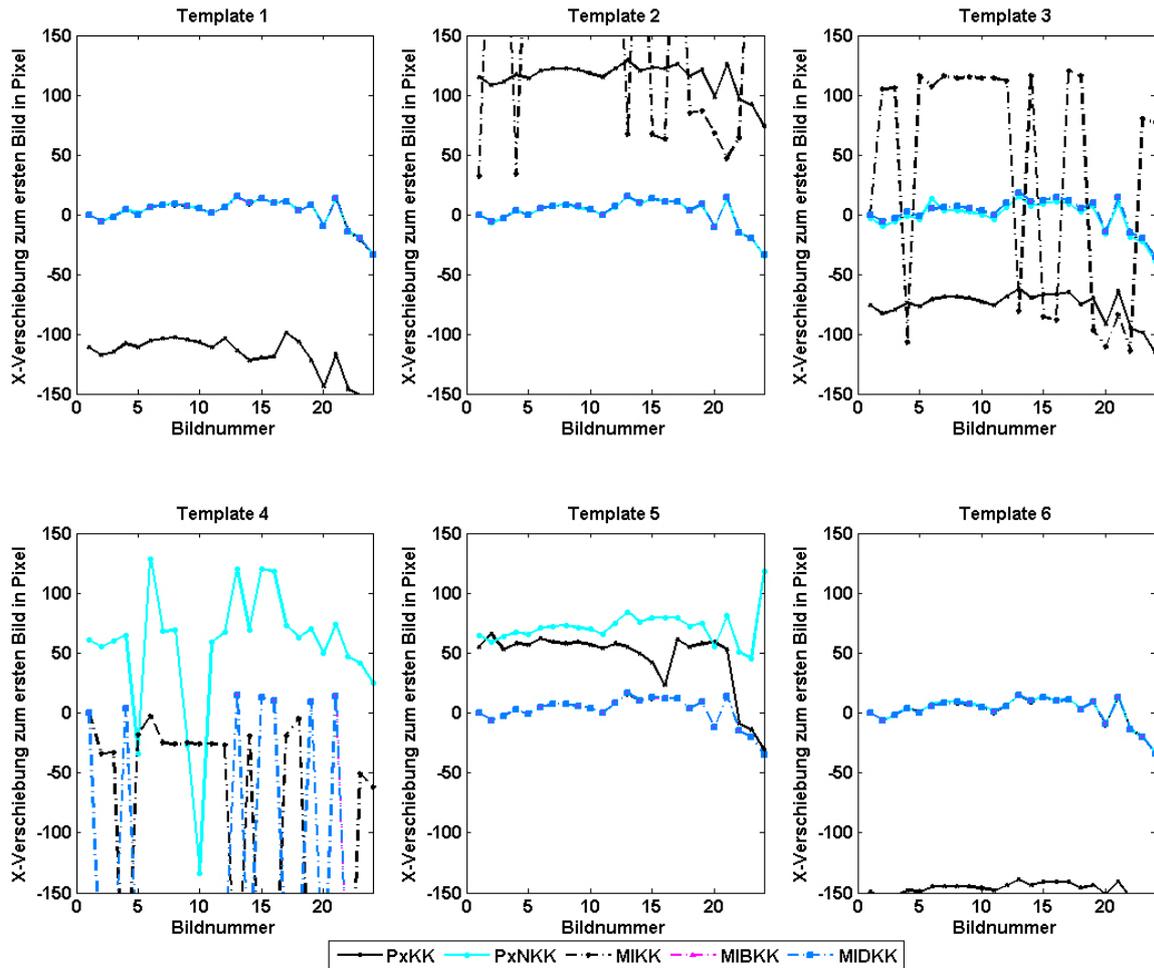


Abbildung 6.6: Distanz der von den Kreuzkorrelationsverfahren detektierten aktuellen X-Positionen des Templates zur Position im ersten Bild für eine Beispielbildserie. Template 1 - 6 entsprechend Abbildung 6.4

Beispiel, die PxKK das Template in keinem Fall an der korrekten Position detektiert. Auch die MIKK detektiert nur 3 von 6 Templates korrekt. Ein Grund hierfür ist das im Abschnitt 5.1 dargestellte Verhalten der PxKK und der MIKK, bei der hohe Werte im Augenhintergrundbild hohe Werte im Koeffizientenbild bewirken. In den hier verwendeten Bildern befinden sich hohe Werte an der Stelle des Sehnervs und an der Stelle des Blitzlichtartefakts.

Weiterhin wird deutlich, dass das Template 4, welches dem kleinen Template entspricht (siehe Abb. 6.4), in diesem Beispiel von keinem Verfahren zuverlässig detektiert wird. Über dies wird deutlich, dass das große Template ohne Sehnerv, das Template 6 und das Template 1 mit Ausnahme der PxKK von allen Verfahren gut detektiert wird. Das große Template mit dem Sehnerv wird ausschließlich von den MIKV zuverlässig detektiert.

Die Abbildung (siehe Abb. 6.7) zeigt das PSNR der verschiedenen Verfahren an der Stelle des maximalen Koeffizienten. Es ist zu erkennen, dass das PSNR der MIKV im ersten Bild, aus dem das Template extrahiert wird, deutlich höher ist als bei den folgenden Bildern. Das PSNR der MIKK erreicht, vor allem beim ersten Bild, die höchsten Werte aller

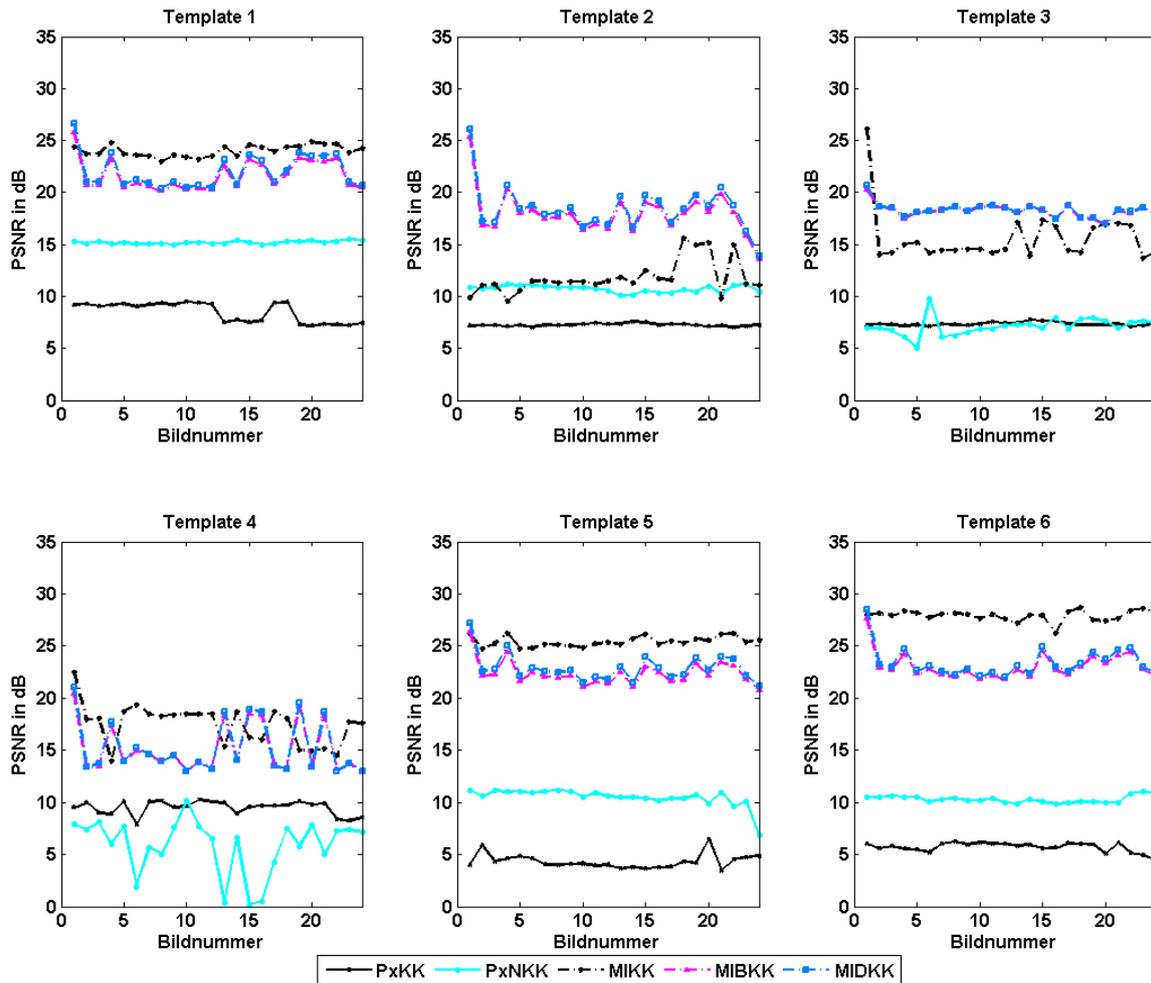


Abbildung 6.7: PSNR an der Position des maximalen Koeffizienten der untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren für die gleiche Bildserie wie die, der obigen Abbildung (Abb. 6.6)

getesteten Kreuzkorrelationsverfahren. An den Stellen, an denen die MIKK das Template falsch detektiert, sinkt das PSNR von 20 dB bis 30 dB auf 10 dB bis 20 dB.

Das PSNR der PxKV schwankt nur leicht. Es ist kein deutlicher Unterschied zwischen korrekt und inkorrekt detektiertem Template zu erkennen.

In Abbildung 6.8 ist die Gesamtanzahl der Fehler für alle untersuchten Templates und alle Bilder dargestellt.

Bei den PxKV hat die PxKK die höchste Anzahl von Fehlern. Nur die großen Templates werden teilweise korrekt detektiert. Die Ergebnisse der PxNKK sind deutlich besser. Nur etwa 20 % der Templates werden nicht korrekt detektiert.

Bei den MIKV liegt die Anzahl der Fehler der MIKK deutlich höher als bei den anderen MIKV. Die Anzahl der Fehler ist jedoch geringer als bei der PxKK. Diese hohe Anzahl der Fehler lässt sich aufgrund der Verwandtschaft zur PxKK und dem im Abschnitt 5.1 verdeutlichtem Verhalten erklären. Die MIBKK liefert weniger Fehler als die untersuchten PxKV, jedoch mehr als die MIDKK. Insgesamt liefert die MIDKK die besten Ergebnisse.

In Abbildung 6.9 werden die Unterschiede der Ergebnisse bei unterschiedlichen Tem-

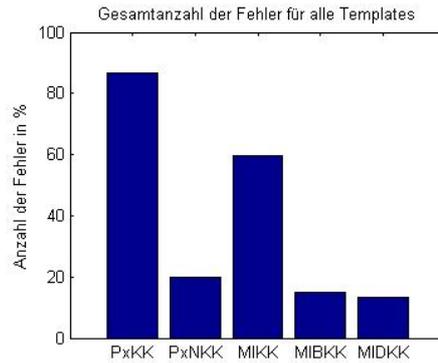


Abbildung 6.8: Anzahl der von den untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren falsch detektierten Templates für alle Templates in Prozent aller Bilder [MRBH05, MBH07]

plategrößen dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die PxKK die kleinen und mittleren Templates nicht erkennt. Die PxNKK liefert eine geringere Anzahl von Fehldetektionen. Diese Anzahl schwankt nur gering in Abhängigkeit von der Größe der Templates. Die kleinen Templates werden von der PxNKK am besten detektiert. Die Ergebnisse der MIKV sind bei den kleinen Templates deutlich schlechter als bei den anderen Templates. Die großen Templates werden von allen MIKV besser erkannt als die anderen Templates. Vor allem die MIBKK und die MIDKK liefern bei den großen Templates sehr wenige Fehler und sind deutlich besser als die anderen untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren.

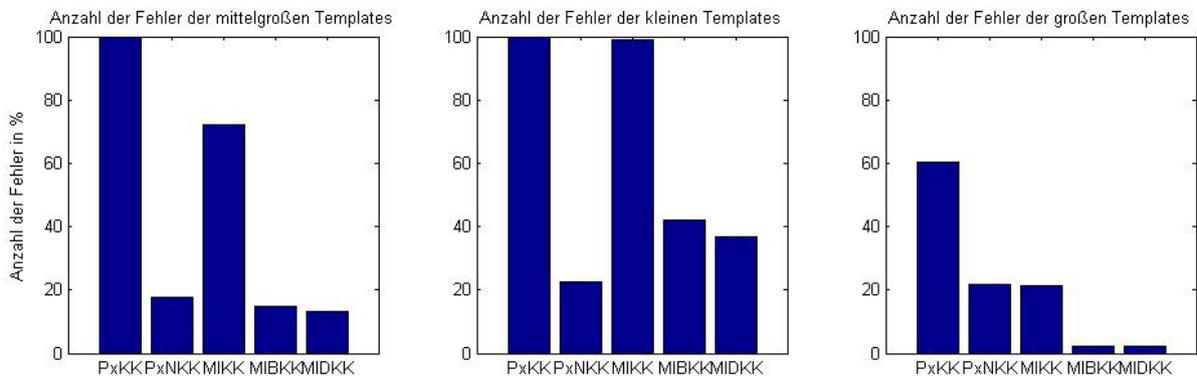


Abbildung 6.9: Anzahl der von den untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren falsch detektierter Templates in Prozent in Abhängigkeit von der Größe des Templates [MRBH05, MBH07]

Die Abbildung 6.10 zeigt, dass das Template 5, welches den Sehnerv beinhaltet, von allen Kreuzkorrelationsverfahren gut detektiert wird. Auch die PxKK liefert hier gute und sogar leicht bessere Ergebnisse als die PxNKK.

Die Tabelle 6.1 zeigt die Berechnungszeiten der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren pro Bild³. Wie zu erwarten war, benötigen die großen Templates bei allen Verfahren die meiste Zeit. Auch das erwartete Zeitverhalten zwischen den verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren aus den vorherigen Untersuchungen bestätigt sich. Es zeigt sich, dass die MIKV auch im praktischen Einsatz bis zu 12 mal schneller sind als die PxKV. Im Mittel

³ Rechenaufwand wurde mit einem AMD-Athlon64 4000+; 2 GB RAM gemessen.

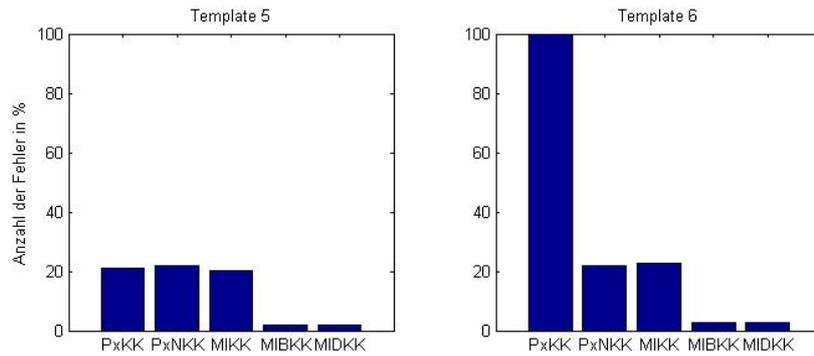


Abbildung 6.10: Gegenüberstellung der Anzahl der Fehler von den großen Templates 5 und 6 [MRBH05, MBH07]

sind sie immer noch 5 mal schneller als die PxKV. Die untersuchten PxKV sind in etwa gleich schnell. Die MIKK ist vor allem bei den großen Templates deutlich langsamer als die anderen MIKV. Hierbei ist dieses Verfahren nur so schnell wie die PxKV. Die MIDKK und die MIBKK sind in etwa gleich schnell und im Schnitt sieben mal schneller als die PxKV.

	PxKK	PxNKK	MIKK	MIBKK	MIDKK
small templates	1.20	1.21	0.76	0.24	0.21
medium templates	5.49	5.48	2.22	0.50	0.44
large templates	13.09	13.12	13.69	2.95	2.75

Tabelle 6.1: Rechenaufwand der verschiedenen untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren in Sekunden pro Bild

6.2.2.2 Zusammenfassung und Diskussion

Diese Untersuchung bestätigte teilweise die in den vorherigen Untersuchungen ermittelten Ergebnisse und Erwartungen anhand einer praktischen Aufgabenstellung. Zunächst hat sich gezeigt, dass die MIKV trotz der starken Empfindlichkeit gegenüber jeder Art von Veränderungen zur Lösung praktischer Aufgaben geeignet sind. Wie aus den vorherigen Untersuchungen zu erwarten war, sinken die Koeffizienten und das PSNR bei nicht exakter Übereinstimmung stark. Sie bleiben meist höher als die Koeffizienten und das PSNR der PxKV. Die Anzahl der Fehldetektionen der MIKV sind geringer als die der PxKV. Die Untersuchung hat somit gezeigt, dass die MIKV für den praktischen Einsatz geeignet sind.

Weiterhin hat diese Untersuchung gezeigt, dass die Qualität der Ergebnisse der MIKV von der Größe der Templates und somit von der Länge der Merkmalsliste abhängig sind. Je mehr Merkmalspunkte vorhanden sind, desto besser werden die Templates von den MIKV detektiert. Im Gegensatz dazu reagieren die Ergebnisse der PxNKK nicht so empfindlich auf unterschiedlich große Templates.

Die PxKK liefert nur bei der Detektion des Templates mit dem Sehnerv ausreichend gute Ergebnisse. Ein Grund für die Fehldetektionen der PxKK bei den anderen Templates

ist das in Abschnitt 5.1 gezeigte Verhalten, bei denen helle Bereiche, wie der Bereich des Sehnervs und des Blitzlichtartefakts, das Ergebnis verfälschen. Dennoch ist die hohe Anzahl der Fehler aufgrund der vorherigen Untersuchungen nicht erwartet worden.

Die guten Ergebnisse der MIBKK sind nicht erwartet worden. Dieses Verfahren detektiert trotz der hohen Empfindlichkeit gegenüber Rauschen die verwendeten Templates sehr gut. Die Robustheit gegenüber Helligkeits- und Kontrastschwankungen hat offenbar einen hohen positiven Einfluss auf das Ergebnis dieser Untersuchung.

Alles in allem erreicht die MIDKK das beste Ergebnis. Die Anzahl der Fehldetektionen ist bei diesem Verfahren am geringsten. Auch die Geschwindigkeit des Verfahrens ist sehr hoch. Der höchste Geschwindigkeitsvorteil gegenüber den PxKV wird bei den Templates mittlerer Größe erreicht. Als Gründe hierfür sind der Inhalt der Templates oder auch ein ungünstigeres Verhältnis zwischen Templatefläche und Anzahl der Merkmalspunkte bei diesen Templates zu nennen. Aber auch der Nachteil des wahlfreien Speicherzugriffs auf die Summationsmatrix ist ein Grund für den geringeren Geschwindigkeitsvorteil bei großen Templates. Nähere Untersuchungen dazu bleiben Gegenstand zukünftiger Arbeit.

Die verwendeten Bilder des ersten Bildserientyps enthalten Reflexionsartefakte, die nur in den Merkmalslisten einfach entfernt werden konnten. Der Einfluss dieses Artefakts auf die Ergebnisse der PxKV bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen. Auch eine detaillierte Untersuchung über die Wahl des besten Templates bzw. des Inhalts des Templates, also die Fragestellung, ob z. B. starke Gefäße oder markante Gefäßverzweigungen bzw -kreuzungen bessere Erkennungsraten gewährleisten, bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

6.2.3 Variation der Merkmalsextraktionsverfahren

Im Rahmen dieser zweiten Testreihe wird eine im vorangegangenen Kapitel 5 offengebliebene Frage nach dem Einfluss der Merkmalsextraktionsverfahren untersucht. Die vorangegangenen Untersuchungen haben gezeigt, dass die MIDKK die besten Erkennungsergebnisse liefert. Daher wird dieses Verfahren im Rahmen dieser Untersuchung als Kreuzkorrelationsverfahren verwendet.

Als Bildmaterial werden die Bildserien beider Bildserientypen (siehe Abs. 6.2.1) verwendet. Die Bilder des zweiten Bildserientyps sind stark verrauscht. Da die Merkmalsextraktionsverfahren, vor allem der Harris-Eckendetektor, sehr empfindlich auf Rauschen reagieren, werden die Bilder diesen Bildserientyps mit einem Gauss-Filter mit einer Maskengröße von 5×5 Pixel geglättet. Insgesamt stehen über 500 Bilder für diese Untersuchung zur Verfügung.

Der 3×3 Sobel-Operator [J05, LOPR97] dient als Grundlage für das Merkmalsextraktionsverfahren dieser Untersuchung. Die vorzeichenbehafteten Ergebnisse des horizontalen und vertikalen Sobel-Operators werden in einer gemeinsamen Merkmalsliste gespeichert. Als zweites Merkmalsextraktionsverfahren wird der verbreitete Canny-Kantendetektor [Can86] eingesetzt. Weiterhin wird die bereits im Abschnitt 4.3.3 vorgestellte regelbasier-

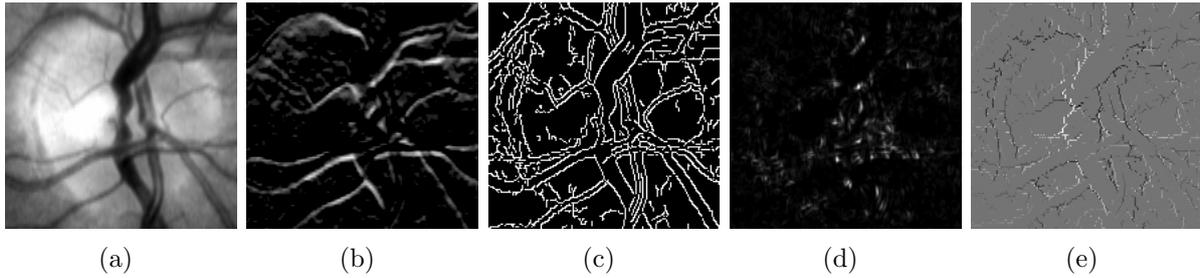


Abbildung 6.11: *Ergebnisse der verschiedenen Merkmalsextraktionsverfahren angewendet auf das 5. Template (Abb. 6.4). (a) Originaltemplate; (b) Sobel-Operator; (c) Canny-Kantendetektor; (d) Harris-Eckendetektor; (e) regelbasierte Kantenerkennung*

te Kantenerkennung [MRBH05, MBH05] verwendet. Die Kantenerkennung wird sowohl in senkrechter als auch in waagerechter Richtung durchgeführt. Die Ergebnisse beider Richtungen werden in einer Merkmalsliste abgespeichert. Schließlich wird nicht die Kante, sondern die Ecke als Merkmal verwendet. Zur Detektion der Eckpunkte wird der Harris-Eckendetektor [HS88] eingesetzt. Entgegen der üblichen Verwendung der Ergebnisse der Ecken-Detektion werden nicht die lokalen Maxima verwendet. Entsprechend dem Vorgehen bei den anderen Merkmalsextraktionsverfahren werden alle Ergebniswerte, die größer als ein Schwellwert sind, in die Merkmalsliste übernommen.

Die Abbildung 6.11 zeigt die Merkmalsbilder der verschiedenen Merkmalsextraktionsverfahren am Beispiel des 5. Templates (siehe Abb. 6.4), welches den Sehnerv beinhaltet.

Die Merkmalsextraktionsverfahren werden auf das Template und die Testbilder angewendet. Alle Pixel, deren Werte über einem gleichbleibenden heuristisch festgelegten Schwellwert liegen, werden in die Merkmalsliste übernommen. Der Schwellwert ist für alle Bilder und für alle Templates konstant, um den subjektiven Einfluss zu verringern.

Die Länge der Merkmalslisten schwankt je nach Bildinhalt und Merkmalsextraktionsverfahren. Im Mittel sind die Merkmalslisten des Harris-Eckendetektor am größten, mit rund 25 Merkmalspunkten pro 10^2 Pixel, gefolgt von dem Sobel-Operator mit rund 20 Merkmalspunkten pro 10^2 Pixel. Der Canny-Kantendetektor und die regelbasierte Kantenerkennung liefern mit rund 9 Merkmalspunkten pro 10^2 Pixel die kürzesten Merkmalslisten. Die Anzahl der Merkmalspunkte pro 10^2 Pixel des 5. Templates, welches den Sehnerv beinhaltet, ist höher als bei den anderen Templates. Die Anzahl der Merkmalspunkte pro 10^2 Pixel der zweiten Testreihe ist geringer als die der ersten Testreihe⁴. Vor allem unter Verwendung des Harris-Eckendetektors sinkt die Anzahl der Merkmalspunkte auf nur noch 5 Merkmalspunkte pro 10^2 Pixel. Gründe hierfür sind die geringere Helligkeit und die zusätzliche Glättung. Untersuchungen hierzu sind Gegenstand zukünftiger Arbeit.

⁴ Die Verfahren lieferten die folgende Anzahl von Merkmalspunkten: Harris 5, Sobel 15 und Canny sowie regelbasiert 6 Merkmalspunkte pro 10^2 Pixel.

6.2.3.1 Ergebnisse

In Abbildung 6.12 ist die Anzahl der Fehldetektionen der verschiedenen Templates und der verschiedenen Bildserientypen dargestellt. Die oberen Balkendiagramme zeigen die Ergebnisse des ersten Bildserientyps, die unteren die des zweiten Bildserientyps. Die Unterschiede zwischen den Bildserien des ersten und zweiten Bildserientyps sind gering. Nur die Ergebnisse des kleinen Templates unterscheiden sich geringfügig zwischen den Bildserientypen. Die Unterschiede zwischen den Templatearten ist dagegen deutlicher. Wie sich bereits in der vorherigen Untersuchung gezeigt hat, werden die kleinen Templates sehr schlecht, die großen Templates dagegen sehr gut detektiert.

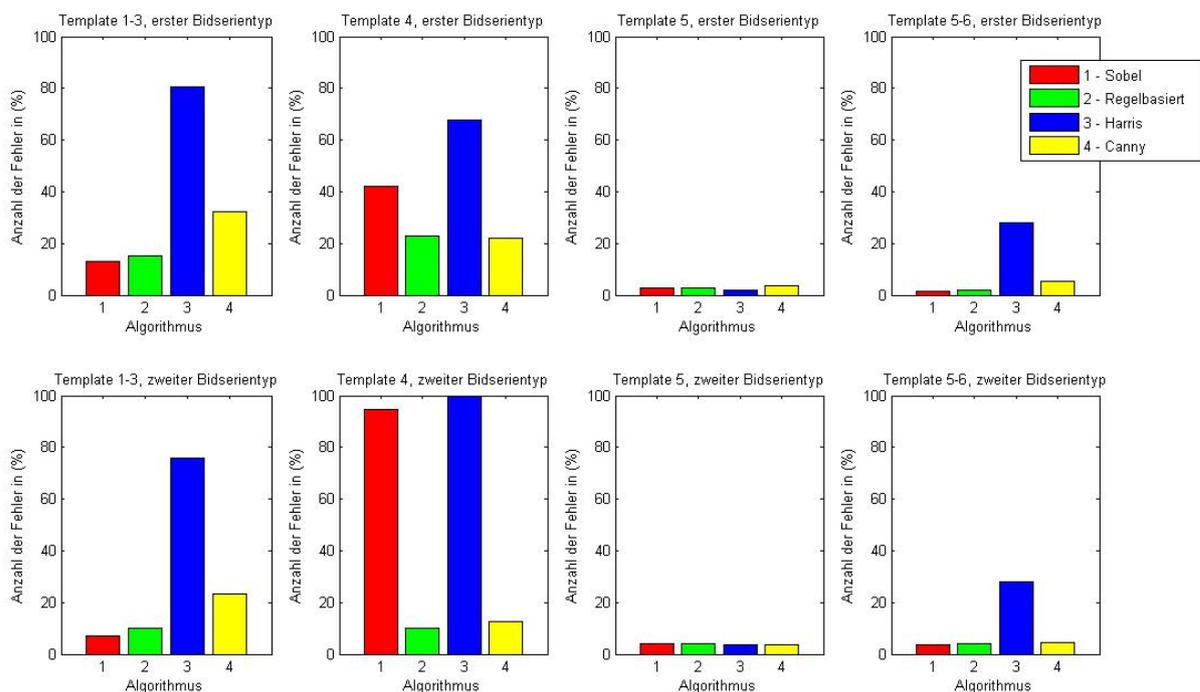


Abbildung 6.12: Anzahl von Fehldetektionen der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren in Prozent [MRBH05, MBH07]; oben: Ergebnisse der Bildserien des ersten Bildserientyps; unten: Ergebnisse der Bildserien des zweiten Bildserientyps; Template 1 - 3: Templates mittlerer Größe (ca. 100×100 Pixel); Template 4: kleines Template (ca. 40×40 Pixel); Template 5: großes Template mit Sehnerv; Template 5-6: große Templates

Die Ergebnisse des Sobel-Operators erreichen die besten Ergebnisse für die Templates mittlerer Größe und die großen Templates, gefolgt von der regelbasierten Kantenerkennung und dem Canny-Kantendetektor. Nur bei den kleinen Templates weichen die Ergebnisse von dieser Reihenfolge ab. Der Sobel-Operator liefert bei diesen Templates eine hohe Anzahl von Fehldetektionen. Der Canny-Kantendetektor liefert beim ersten Bildserientyp, die regelbasierte Kantenerkennung beim zweiten Bildserientyp die besten Ergebnisse. Die höchste Zahl von Fehldetektionen liefert der Harris-Eckendetektor. Nur das Template mit dem Sehnerv wird unter Verwendung dieses Merkmalsextraktionsverfahrens detektiert.

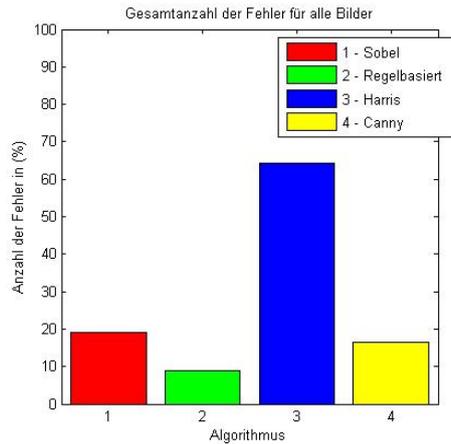


Abbildung 6.13: Gesamtanzahl der inkorrekt detektierten Templates für alle untersuchten Bilder in Prozent [MRBH05, MBH07]

Aufgrund der schlechten Ergebnisse des Sobel-Operators bei den kleinen Templates liefert die regelbasierte Kantenerkennung insgesamt die besten Ergebnisse, gefolgt vom Canny-Kantendetektor und dem Sobel-Operator (siehe Abb. 6.13).

Die Tabelle 6.2 zeigt die benötigte Rechenzeit der MIDKK für die verschiedenen Merkmalsextraktionsverfahren⁵. Der Rechenaufwand der MIKV ist von der Länge der Merkmalslisten abhängig. Daher wird die MIDKK unter Verwendung des Canny-Kantendetektors und der regelbasierten Kantenerkennung schneller berechnet als unter Verwendung des Sobel-Operators. Der Harris-Eckendetektor benötigt die meiste Rechenzeit.

Die Ergebnisse der MIKV schwanken trotz gleichbleibender Templategröße. Die Standardabweichung der Anzahl der Fehldetektionen für die Templates 1 bis 3 für alle Serientypen ist mit 55,8 beim Harris-Eckendetektor am größten, gefolgt vom Canny-Kantendetektor 49,5. Unter Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung schwanken die Ergebnisse am geringsten, mit 14,9, wobei die Ergebnisse unter Verwendung des Sobel-Operators mit 16,6 ähnlich stark schwanken.

	Sobel	Regelbasiert	Harris	Canny
small templates	0,27	0,19	2,27	0,19
medium templates	0,74	0,27	2,76	0,23
large templates	3,58	0,83	5,77	0,73

Tabelle 6.2: Rechenaufwand der verschiedenen untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren in Sekunden pro Bild

6.2.3.2 Zusammenfassung und Diskussion

Diese Untersuchung bestätigt die Ergebnisse der ersten Testreihe. Dies betrifft die Ergebnisse in Hinblick auf die praktische Einsetzbarkeit der MIKV, die Abhängigkeit der Ergebnisse

⁵ Rechenaufwand wurde mit einem AMD-Athlon64 4000+; 2 GB RAM gemessen.

und der Rechenzeit von der Größe der Templates bzw. der Länge der Merkmalsliste sowie dem Inhalt der Templates. Hauptaugenmerk dieser Testreihe ist die Gegenüberstellung verschiedener Merkmalsextraktionsverfahren. Es hat sich gezeigt, dass unabhängig von der Art der Merkmalsextraktion kleine Templates schlechter detektiert werden als große Templates, wobei nicht die Bildgröße entscheidend ist, sondern die Länge der Merkmalsliste. Dies ist leicht ersichtlich, da ein großes Template mit konstantem Grauwert bei den untersuchten Merkmalsextraktionsverfahren keine Merkmalspunkte enthält. In dieser Untersuchung enthalten die gewählten Templates mit zunehmender Größe mehr eindeutige Strukturen. Eine Untersuchung, bei der bei gleicher Templategröße eine unterschiedliche Anzahl von Gefäßkreuzungen enthalten sind, ist Gegenstand zukünftiger Arbeit.

Der Harris-Eckendetektor detektiert in der hier verwendeten Form nur das Template 5, welches den Sehnerv beinhaltet, ausreichend sicher. Das nur in diesem Bereich die Anzahl der Merkmalspunkte ausreichend hoch sind, kann als ein Grund für die schlechten Ergebnisse angesehen werden. Auch die Eindeutigkeit der Merkmale, die nur in diesem Bereich ausreichend sind, sowie die Verwendung eines einfachen Schwellwertes anstatt der lokalen Maxima können als Gründe genannt werden. Die Verwendung von lokalen Maxima kann die Erkennungsrate verbessern. Zusätzlich steigt durch eine geringere Anzahl von Kantenpunkten die Geschwindigkeit der MIKV. Dies bleibt jedoch Gegenstand zukünftiger Untersuchungen. Bei gleicher Templategröße schwanken die Ergebnisse bei diesem Merkmalsextraktionsverfahren am stärksten, was ein zusätzliches Anzeichen für die Abhängigkeit vom Bildinhalt ist.

Betrachtet man die Ergebnisse unter Verwendung des Sobel-Operators ohne die kleinen Templates, liefert dieses Merkmalsextraktionsverfahren die besten Ergebnisse. Wird das Template zu klein, werden die Ergebnisse schlechter. Mit der Größe der Templates sinkt auch die Anzahl der eindeutigen Strukturen im Template. Daraus lässt sich schließen, dass die Verwendung des Sobel Operators zu einer geringeren Unterscheidungsfähigkeit ähnlicher Strukturen führt. Andererseits kann aus den insgesamt guten Ergebnissen geschlossen werden, dass die MIKV unter Verwendung des Sobel-Operators generalisierungsfähiger sind als unter Verwendung anderer Merkmalsextraktionsverfahren. Die Ergebnisse schwanken bei gleichbleibender Templategröße nur gering. Nachteil dieser Merkmalsextraktion ist die Länge der Merkmalsliste und somit die höhere Rechenzeit.

Der Canny-Kantendetektor liefert gute Ergebnisse und benötigt aufgrund der geringeren Länge der Merkmalsliste weniger Rechenzeit als der Sobel-Operator. Die Ergebnisse schwanken im Vergleich zum Sobel-Operator und der regelbasierten Kantenerkennung stärker. Daraus kann geschlossen werden, dass die MIDKK bei Verwendung des Canny-Kantendetektors abhängiger vom Bildinhalt ist. Die Ergebnisse des kleinen Templates sind überraschenderweise besser als die Ergebnisse der Templates mittlerer Größe.

Insgesamt liefert die regelbasierte Kantenerkennung die besten Ergebnisse. Die Anzahl der Fehldetektionen ist gering. Bei gleichbleibender Templategröße schwanken die Ergebnisse

nur wenig, was auf eine geringere Abhängigkeit vom Bildinhalt schließen lässt. Schließlich ist aufgrund der kurzen Merkmalsliste die Rechenzeit unter Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung gering.

Erschwerend für alle Merkmalsextraktionsverfahren wird trotz schwankender Bildbedingungen ein gleichbleibender Schwellwert verwendet. Hierdurch verändern sich manche Templates innerhalb einer Bildserie sehr stark. Dies ist teilweise beabsichtigt, um zum einen subjektive Einflüsse durch die Festlegung der Schwellen zu vermeiden und somit die Vergleichbarkeit der Ergebnisse zu erhöhen. Zum anderen sollten auch schwierige Templates verwendet werden, um Fehldetektionen der Verfahren zu provozieren.

Die Festlegung von Schwellen separat für jedes Bild, zum Beispiel nach dem Verfahren von Otsu [Ots79] oder auch dynamische Schwellen mit Hilfe dynamisch berechneter globaler Merkmale [MBS02a], kann die Ergebnisse der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren für den praktischen Einsatz verbessern.

Die Wahl des Templates hat einen großen Einfluss auf das Ergebnis. Daraus leiten sich zukünftige Analysen zur günstigen Form und Anzahl von Strukturen ab. Auch der Vergleich der Ergebnisse von nicht enthaltenen Templates sind sinnvoll, um z. B. überprüfen zu können, ob sich aufgrund von Augenbewegungen das Template außerhalb des Bildbereiches befindet. Da dies in den Testreihen nicht überprüft wird, ist dies ein weiterer Grund von Fehldetektionen bei diesen Untersuchungen. Aufgrund der bisherigen Ergebnisse kann eine Überprüfung anhand der Kombination aus Koeffizientenwert und PSNR gute Ergebnisse liefern. Bei den vorangegangenen Untersuchungen werden die Templates per Hand selektiert. Um eine automatische Bewegungskompensation zu erreichen, ist eine Wahl von günstigen Templates notwendig. Im folgenden Abschnitt wird ein Ansatz auf Grundlage der MKV diskutiert.

6.2.4 Verfahren zur Extraktion von Templates für eine merkmalslistenbasierte Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern

In den Augenhintergrundbildern befinden sich aufgrund der Augenbewegung nicht immer alle Templates. Daher sind mehrere Templates notwendig, um eine Bewegungskompensation zu erreichen. Darüber hinaus sind die Bilder aufgrund der Form des Augenhintergrunds verzerrt, was durch die Verwendung mehrerer Templates ausgeglichen werden kann.

Aus der Literatur sind verschiedene Verfahren bekannt, die zur Bestimmung von neuen Templates in Bildern verwendet werden können. Ein Beispiel hierfür ist ein Verfahren zur Detektion von Gefäßkreuzungen [SRC99]. Aber auch Verfahren aus anderen Bereichen, die allgemein zur Bestimmung von Templates eingesetzt werden [AG04], können verwendet werden. Im Folgenden werden verschiedene Ansätze mittels MKV diskutiert, um geeignete Templates in Augenhintergrundbildern automatisch zu finden. Die nötigen Merkmalslisten stehen durch die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern zur Verfügung.

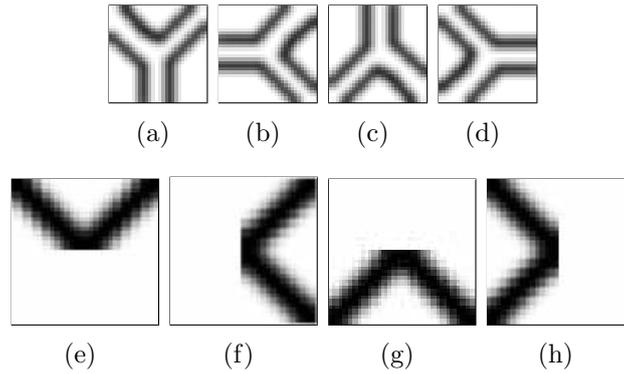


Abbildung 6.14: *Beispiele für unterschiedlich gedrehte Mustertemplates (invertierte Darstellung). oben - Y-Templates mit getrennten Kanten für die Gefäßwände; unten - V-Templates, durch den größeren Bereich sollen Gefäßgrenzen zusammengefasst werden.*

Für diese Untersuchungen werden einzelne 8-Bit-Grauwertbilder des Augenhintergrunds mit unterschiedlichen Bildaufnahmebedingungen und unterschiedlichen Bildstörungen untersucht. Als Merkmalsextraktionsverfahren wird die regelbasierte Kantenerkennung eingesetzt (siehe Abs. 4.3.3).

Der Ansatz, der in ähnlicher Form aus der Literatur bekannt ist [CTTR99], besteht darin, verschiedene heuristisch ermittelte Mustertemplates mit Hilfe von MIKV im Augenhintergrundbild zu suchen. Als Bild, aus dem das Template extrahiert wird, ist ein beliebiges Bild einer Bildserie möglich. Es können auch in mehreren Bildern einer Bildserie Templates gesucht werden, wenn z. B. die Anzahl der detektierten Templates im Bild zu gering sind.

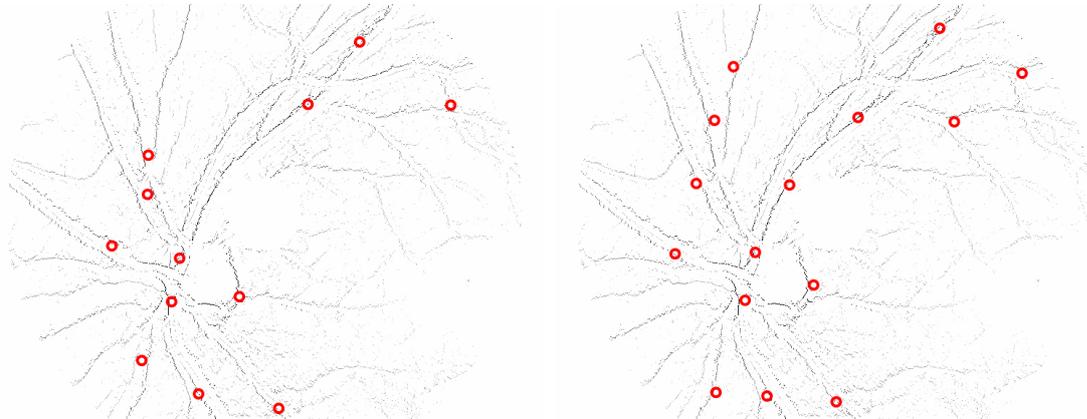
Die Abbildung 6.14 zeigt zwei Beispiele für ein Set an Mustertemplates. Bei den oberen Templates werden die Gefäßgrenzen als Muster verwendet. Bei den unteren größeren Templates sollen die Gefäßgrenzen mit einem Template erfasst werden. Mit Hilfe dieser Mustertemplates wird eine MIKK mit dem Augenhintergrundbild durchgeführt. Die MIKK wird verwendet, da sich in den vorangegangenen Untersuchungen gezeigt hat, dass dieses Verfahren besser in der Lage ist, zu generalisieren. Die sich daraus ergebenden Koeffizientenbilder werden maximumverknüpft. In dem sich daraus ergebenden Bild werden die lokalen Maxima gesucht, z. B. mit Hilfe der sequentiellen Maximumfilterung (siehe Abs. 3.5.1). Jede Position, an der das lokale Maximum größer als ein Schwellwert ist⁶, kann als Position für ein Template verwendet werden (siehe Abb. 6.15b und c). Dazu wird die Region um die so gefundenen Positionen aus dem Bild extrahiert.

Subjektiv betrachtet, findet der beschriebene Algorithmus Gefäßkreuzungen und Verzweigungen, die den vorgegebenen Templates ähnlich sind. Größere, kleinere oder gedrehte Gefäßkreuzungen werden nicht erkannt. Durch die Verwendung der MIKK und der Y-Templates, die eine Gerade beinhalten, reicht aufgrund des im Abschnitt 5.1 verdeutlichten

⁶ In diesem Beispiel wird das Koeffizientenbild zwischen 0 und 255 normiert und anschließend eine Schwelle von 100 verwendet.



(a)



(b)

(c)

Abbildung 6.15: Ergebnis nach Maximumverknüpfung der Koeffizientenbilder der MIKK der 4 Templates aus Abbildung (Abb. 6.14), (a) - Originalbild; (b) - Merkmalsbild mit sich ergebenden Templatepositionen der Y-Templates (invertierte Darstellung) (c) - V-Templates (invertierte Darstellung), rote Kreise: lokale Maxima.

Verhaltens ein ausreichend starkes gerades Gefäß, um entlang dieses Gefäßes mehrere Templatepositionen zu detektieren. Ebenso werden im Bereich des Sehnervs durch die stärkeren Kanten verstärkt Templates gefunden. Die Verwendung des MIDKK bewirkt hier eine Verbesserung. Ob die gefundenen Templates verwendbar sind, d. h. ob sie gut unterschieden werden können, hängt auch von der Größe des Bereiches ab, der als Template verwendet wird. Durch Hinzufügen gedrehter und skaliertes Templates oder auch anderer Formen, wie Kreuze, werden weitere Templatepositionen gefunden. Je nach Augenhintergrundbild können so eine Vielzahl von Gefäßverzweigungen gefunden werden. Andererseits steigt mit der zunehmenden Anzahl von Templates auch die Rechenzeit.

Kritisch zu betrachten ist, dass die Ergebnisse bisher nur subjektiv bewertet wurden. Die Übereinstimmung mit manuell gewählten Templates ist ein Ansatz zur Validierung des Verfahrens. Auch der Vergleich der Anzahl von Fehldetektionen bei der späteren Bewegungskompensation kann zur Validierung verwendet werden. All dies wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht durchgeführt und bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

Vorteil dieses Verfahrens ist, dass die Merkmalslisten wiederverwendet werden können, die bei der merkmalslistenbasierten Bewegungskompensation verwendet werden. Andere Verfahren, z. B. mit Hilfe verschiedener lokaler Merkmale, die auch merkmalslistenbasiert berechnet werden können, können ebenfalls zur Auswahl von Templates verwendet werden. Diese sind u. U. leichter zu berechnen. Ein Vergleich der Verfahren steht jedoch noch aus.

6.2.5 Zusammenfassung und Diskussion

Die vorangegangenen Untersuchungen haben gezeigt, dass MIKV zur Bewegungskompensation von Augenbewegungen in Bildserien von Augenhintergrundbildern geeignet sind. Die Ergebnisse sind abhängig vom verwendeten MIKV, von der Art der Merkmalsextraktion, von der Größe und dem Inhalt der verwendeten Templates. Darüber hinaus sind die Ergebnisse, wie aus den vorherigen Kapiteln bekannt, von den Bildbedingungen abhängig.

Als insgesamt bestes Verfahren hat sich hierbei die MIDKK in Verbindung mit der regelbasierten Kreuzkorrelation herausgestellt. Aber auch andere Kreuzkorrelationsverfahren, wie z. B. die MIBKK oder die PxNKK, als auch andere Merkmalsextraktionsverfahren, wie der Sobel-Operator, führen zu guten Ergebnissen. Die MIKV haben vor allem den Vorteil, dass sie trotz sehr guter Ergebnisse schneller berechnet werden können als PxKV. Aber auch die Höhe des PSNR und der Koeffizienten sind von Vorteil. Im Rahmen dieser Untersuchungen werden konstante Schwellen verwendet. Dynamische Schwellen können die Ergebnisse weiter verbessern.

Im Rahmen dieser Untersuchungen wird die Bewegungskompensation jeweils nur mit einem manuell gewählten Template durchgeführt. Die Erweiterung auf mehrere Templates und die Entzerrung der Bildfolgen für eine Registrierung der Bilder bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen. Weiterhin wird zwar ein Verfahren zur automatischen Bestimmung von Templates vorgestellt, eine ausführliche Analyse und Vergleich mit anderen Algorithmen bleibt jedoch Gegenstand zukünftiger Untersuchungen. Auch ein mögliches Verfahren zur Überprüfung, ob sich das Template im Bild befindet, wird im Rahmen dieser Arbeit nicht untersucht. Da bei den MIKV die Koeffizienten und das PSNR bei vorhandenem Template höher sind als bei nicht vorhandenem Template, ist eine Kombination aus diesen beiden Werten ein möglicher Ansatz zur Überprüfung, ob sich das Template im Bild befindet.

Für verrauschte Bilder hat sich eine vorherige Glättung als sinnvoll erwiesen. In [GMH⁺01] wird z. B. der Einfluss von Glättung zur Minderung von Rauschen für die Registrierung von Fundusbildern dargelegt. Da die verwendeten Merkmalsextraktionsverfahren empfindlich auf Rauschen reagieren und bei zu starker Glättung zu viele Informationen verlorengehen können, ist es fraglich, ob bei stark verrauschten Bildern die MIKV weiterhin praktisch einsetzbar sind. Im folgenden Abschnitt dienen stark verrauschte nuklearmedizinische Bilder als Ausgangsmaterial für eine medizinische Fragestellung, die mittels MIKV gelöst werden soll.

6.3 Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren für nuklearmedizinische Aufgabenstellungen

Die vorangegangenen Untersuchungen haben gezeigt, dass die MIKV trotz der im Kapitel 5 festgestellten Empfindlichkeit der MIKV gegenüber Rauschen und anderen Störungen zur Lösung praktischer medizinischer Aufgabenstellungen geeignet sind. Aufgrund der Empfindlichkeit der MIKV gegenüber Rauschen besteht jedoch weiterhin die Frage, ob die MIKV auch zur Lösung von praktischen Aufgabenstellungen zu verwenden sind, bei denen nur stark verrauschte Bilder zur Verfügung stehen. Eine Glättung der Bilder kann das Rauschen zwar mindern, ob die geglätteten Bilder jedoch zur Lösung verwendet werden können, blieb weiterhin fraglich.

Diese Fragestellung wird im Folgenden durch eine praktische Aufgabenstellung untersucht, anhand derer verschiedene Kreuzkorrelationsverfahren miteinander verglichen werden. Ziel ist es, die Dosimetrie der Radiorezeptortherapie⁷, die zur Zeit größtenteils manuell durchgeführt wird, durch teilweise Automatisierung einzelner Schritte zu unterstützen. Hierdurch soll die Bestimmung der individuellen Strahlungsenergie, die vom Gewebe absorbiert wird, zum einen beschleunigt werden und zum anderen die durch die manuelle Bestimmung der Strahlenenergie hervorgerufen Fehler minimiert werden.

In einer ersten, nur wenige Bilddaten umfassenden Voruntersuchung sollen aus den bisher untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren die Verfahren selektiert werden, die geeignet sind, Aufgabenstellungen auf der Grundlage von nuklearmedizinischen Bildern zu lösen. Da sowohl Szintigraphie- als auch PET-Bilder (Positronen-Emissions-Tomographie) auf dem Zerfall radioaktiver Elemente und der Umwandlung der dabei freigesetzten Gammastrahlung in ein elektrisches Bildsignal mit Hilfe eines Szintillationskristalls basieren, ist die Qualität sowie die Beschaffenheit ihrer Bildinhalte ähnlich.

Die selektierten Kreuzkorrelationsverfahren werden in einer anschließenden Testreihe, zur Lösung der eigentlichen Aufgabenstellung, der Unterstützung der Dosimetrie für die Radiorezeptortherapie anhand von Szintigraphiebildern, verwendet [SMSB08, San06].

6.3.1 Voruntersuchung: Suche von Templates in PET-Bildern

Im Rahmen dieser ersten Voruntersuchung sollen mit Hilfe von Kreuzkorrelationsverfahren korrespondierende PET-Querschnittsbilder in zeitlich unterschiedlichen PET-Aufnahmen gefunden werden. Dies soll die Untersuchung der zeitlichen Entwicklung von Tumoren unterstützen. Hierfür sollen gleiche Querschnittsbilder gesucht werden, die bei der vorherigen Untersuchung die Tumore am besten abbildet haben. Die Position des korrekten Querschnittsbildes ist durch manuelle Sichtung durch Fachpersonal bekannt. Somit ist eine Auswertung anhand der korrekten Detektion der besten Querschnittsbilder möglich.

⁷ Für Grundlagen der Szintigraphie, der PET und der Dosimetrie im Allgemeinen sowie der Radiorezeptortherapie im Speziellen, wird auf entsprechende Literatur verwiesen [ROB98, Hei00, GLP⁺03].

6.3.1.1 Materialien und Methoden

Als Bildmaterial dient eine von der Zentralklinik Bad Berka bereitgestellte PET-Bildserie. Die im Dicom-Format gespeicherten 16-Bit-Grauwertbilder stammen von drei verschiedenen Aufnahmezeitpunkten und besitzen eine Auflösung von $128 \times 128 \times 299$ Bildpunkten, so dass 299 horizontale und 2×128 vertikale Querschnittsbilder für jede PET-Aufnahme zur Verfügung stehen (siehe Abb. 6.16). Die physische Auflösung der Aufnahme entspricht $\approx 5,3\text{mm}^3$ pro Voxel⁸.

Bei dieser Voruntersuchung werden die Bilder zunächst in 8-Bit-Grauwertbilder konvertiert, um die bisherigen Algorithmen unverändert verwenden zu können (siehe Abs. 7). Dazu werden die Bilder mittels des minimalen und maximalen Wertes einer kompletten PET-Aufnahme normiert. Aufgrund der stark verrauschten Bilder werden diese mit Hilfe eines Gauß-Filters der Maskengröße von 5×5 Pixel geglättet.

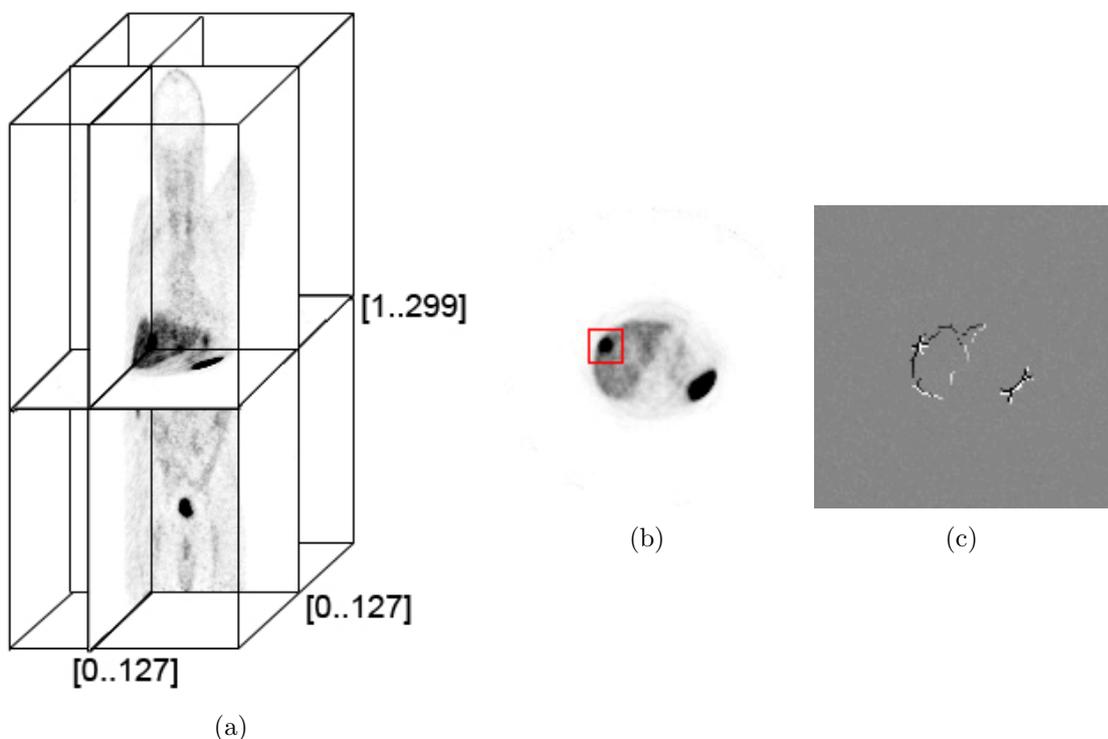


Abbildung 6.16: (a) Beispiel einer verwendeten PET-Bildserie mit eingezeichnetem Template-Querschnittsbildern, (b) Template mit gekennzeichnetem Leber-Tumor, (c) Template nach der Merkmalsdetektion anhand der regelbasierten Kantenerkennung [San06]

Aus der ersten Bildserie werden 3 Templates, ein horizontales, ein vertikales und ein vertikal rotiertes Template an der Stelle extrahiert, an der ein zu untersuchender Tumor deutlich zu erkennen ist (siehe Abb. 6.16). Als Template wird das gesamte Querschnittsbild verwendet. Für die MKV werden aus den Bildern und den Templates Merkmalslisten mit Hilfe der regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3.3) generiert. Aufgrund der

⁸ Dreidimensionaler Pixel.

guten Ergebnisse aus den vorherigen Untersuchungen wird die regelbasierte Kantenerkennung eingesetzt. Die Abbildung 6.16 zeigt als Beispiel das horizontale Template, mit dem rot-hervorgehobenen Lebertumor und das daraus resultierende Merkmalsbild. Trotz der stark verrauschten Bilder ist die Länge der resultierenden Merkmalslisten mit 166 Merkmalspunkten für das horizontale und 140 bzw. 123 Merkmalspunkten für die vertikalen Templates sehr gering und entspricht nur $\approx 1\%$ der ursprünglichen Bildgröße. Diese geringe Anzahl von Merkmalspunkten wird zum einen durch die vorherige Glättung und zum anderen durch die Glättung innerhalb der regelbasierten Kantenerkennung erreicht.

Aufgrund der vorherigen Untersuchungen werden als PxKV die PxKK (*Gl. 3.8*) und die PxNKK (*Gl. 3.10*) verwendet. Als MIKV kommen die MIKK (*Gl. 4.18*) und die MIDKK (*Gl. 4.26*) zum Einsatz. Aufgrund des hohen Rauschens und der Vergleichbarkeit mit den PxKV wird zusätzlich die MINKK (*Gl. 4.21*) untersucht.

Als Vergleichsmaß wird die Anzahl der korrekt detektierten Templates verwendet. Ein Template wird als korrekt detektiert angesehen, wenn das Querschnittsbild mit dem maximalen Koeffizient maximal ± 2 Querschnittsbilder von der manuell ermittelten korrekten Position entfernt ist. Aufgrund der teilweisen großen Ähnlichkeit benachbarter Querschnittsbilder und eventueller subjektiver Fehler bei der Festlegung der korrekten Position wird eine solch hohe Abweichung toleriert.

Zusätzlich wird das PSNR (*Gl. 3.21*) für die Position des maximalen Koeffizienten berechnet. Zur Berechnung des PSNR wird die Region des Koeffizientenbildes verwendet, die der Region des Ausgangsbildes entspricht.

6.3.1.2 Ergebnisse

Die folgende Abbildung 6.17 zeigt die maximalen Koeffizienten aller untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren für das oben gezeigte horizontale Template für eine PET-Aufnahme, aus der das Template nicht extrahiert wurde. Für die einheitliche Darstellung werden die Ergebnisse mit konstanten Werten normiert. Im Anhang sind diese Werte in einer Tabelle (siehe Abs. A.4) zusammengefasst.

Es ist zu erkennen, dass bei diesem Beispiel (siehe Abb. 6.17) alle untersuchten Verfahren, außer die MINKK, ein deutliches Maximum der Koeffizienten an der korrekten Ebene⁹ zeigen. Das Maximum der Koeffizienten der MINKK liegt zwar ebenfalls an der korrekten Stelle, jedoch schwanken die Koeffizienten sehr stark. Ein Grund für diese Schwankungen ist die Art der verwendeten Normierung. Diese wird ausschließlich unter Verwendung der Merkmalslisten entsprechend (*Gl. 4.29*) berechnet.

Das PSNR der MIKV ist höher als das der PxKV, jedoch schwanken die Ergebnisse der MIKV stärker. An der Stelle, an der die Koeffizienten ein Maximum besitzen⁹, haben alle untersuchten Verfahren ein hohes PSNR, wobei die MIKV erwartungsgemäß ein höheres

⁹ Die korrekte Position ist Sliceindex 158 (siehe Abb. 6.17).

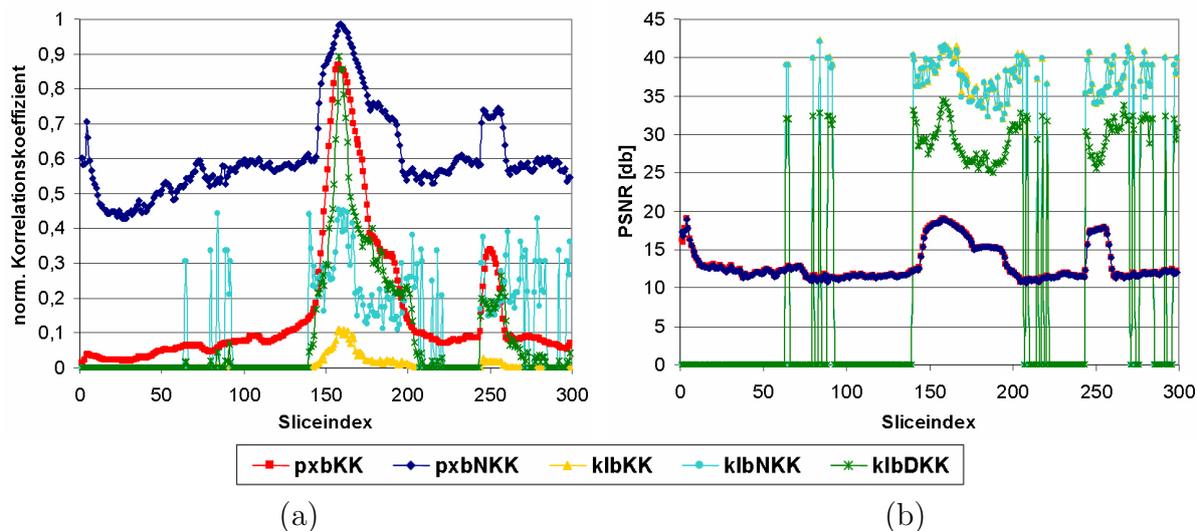


Abbildung 6.17: Ergebnisverläufe der untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren für das in Abbildung 6.16 dargestellte Beispiel [San06]. (a) Verlauf der maximalen Koeffizienten, (b) Verlauf des PSNR an der Stelle der maximalen Koeffizienten

PSNR als die PxKV besitzen. Das PSNR der MIDKK ist geringer als das der anderen MIKV. An einer nicht korrekten Stelle¹⁰ ist bei den MIKV das PSNR deutlich geringer als an der korrekten Stelle. Bei den PxKV fällt das PSNR zunächst ebenfalls. Es steigt jedoch wieder an und ist teilweise nur wenig kleiner¹⁰ als das PSNR an der korrekten Stelle.

Die Abbildung 6.18a zeigt die Anzahl der korrekt detektierten Ebenen. Die PxNKK und die MIDKK detektieren alle Ebenen fehlerfrei. Die MINKK detektiert 70%, die MIKK und die PxKK nur noch 45 % der Ebenen korrekt.

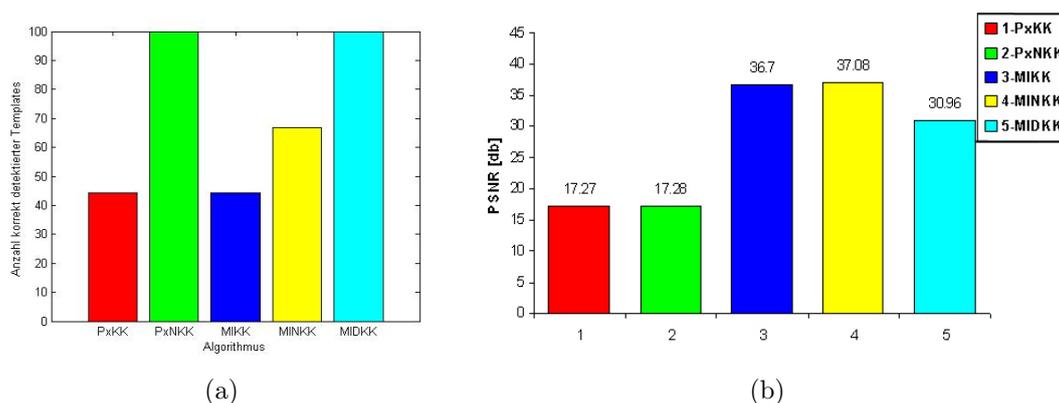


Abbildung 6.18: Ergebnisse der Voruntersuchung [San06]. (a) Anzahl der korrekt detektierten Ebenen in % (von 9 Datensätzen), (b) Mittlere Höhe des PSNR an der Stelle des maximalen Koeffizienten

Weiterhin ist in Abbildung 6.18b das mittlere PSNR an der Stelle des maximalen Koeffizienten der untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren zu erkennen. Wie bereits in Abbildung 6.17 zu erkennen ist, erreicht das PSNR der MIKV deutlich höhere Werte als

¹⁰ Eine inkorrekte Position ist z. B. Sliceindex 250 (siehe Abb. 6.17).

das der PxKV. Das PSNR der PxKV liegt in etwa auf dem gleichen Niveau. Die MINKK liefert im Mittel das höchste PSNR und die MIDKK das geringste PSNR der MIKV.

6.3.1.3 Zusammenfassung und Diskussion

Diese Voruntersuchung hat gezeigt, dass die MIKV auch für den Einsatz unter Verwendung von stark verrauschten nuklearmedizinischen Bildern geeignet sind. Die Ergebnisse aus den vorangegangenen Untersuchungen sind teilweise bestätigt worden. Die Höhe des PSNR der MIDKK ist entgegen vorheriger Untersuchungen geringer als das der anderen MIKV. Gründe hierfür sind zum einen die gewählte Größe der Region zur Berechnung des PSNR und zum anderen die im Abschnitt 5 festgestellte höhere Rauschempfindlichkeit der MIDKK im Vergleich zu den anderen MIKV.

Ziel dieses Vorversuchs war die Auswahl der besten Verfahren für die folgende eigentliche Aufgabenstellung (siehe Abs. 6.3.2). In der Tabelle 6.3 sind die aus der Voruntersuchung hervorgegangenen Ergebnisse zusammengestellt. Es wurde keine genaue Zeitmessung durchgeführt. Jedoch war der Bedarf an Rechenzeit entsprechend den Erwartungen aus den Voruntersuchungen (siehe Tab. 5.1).

	PxKK	PxNKK	MIKK	MINKK	MIDKK
Detektionsgenauigkeit	⊖⊖	⊕⊕	⊖⊖	⊖	⊕⊕
PSNR	⊖⊖	⊖⊖	⊕⊕	⊕⊕	⊕
Rechenzeit entsprechend (Tab. 5.1)	⊖	⊖	⊕	⊖	⊕⊕

Tabelle 6.3: *Bewertung der einzelnen Kreuzkorrelationsverfahren bei der Suche von Templates in PET-Bildern.* ⊕ - positiv zu bewerten; ⊖ - negativ zu bewerten.

Die Anzahl der korrekt detektierten Bilder ist das wichtigste Kriterium für die Auswahl. Entsprechend sind für die folgende Aufgabenstellung die PxNKK und die MIDKK geeignet. Die MIDKK hat zusätzlich den Vorteil, dass die Berechnung schneller erfolgt und das PSNR höher ist als bei der PxNKK.

6.3.2 Verfahren zur Unterstützung der Dosimetrie der Radiorezeptorthherapie

Für die Radiorezeptorthherapie [ZFB⁺07, PFB07] ist die Berechnung der individuellen Strahlungsenergie für die relevanten Organe, des Tumors und des gesamten Körpers (Dosimetrie¹¹) notwendig. Dies geschieht zur Zeit mittels manueller Auswertung einer Serie mehrerer Ganzkörperszintigraphiebilder (siehe Abb. 6.19), die im Vorfeld der Radiorezeptorthherapie im Abstand von wenigen Stunden erfasst wurden. Diese Bilder geben Aufschluss über das individuelle Absorptionsverhalten der Patienten. Dieses manuelle Verfahren ist sehr zeitaufwendig und fehleranfällig. Daher schwanken die Ergebnisse zwischen verschiedenen Experten. Mit Hilfe der bereits untersuchten Kreuzkorrelationsverfahren soll das Verfahren beschleunigt und Fehler minimiert werden [SMSB08, San06].

¹¹ Berechnung der individuellen Strahlungsenergie, die auf das Gewebe übertragen wurde.

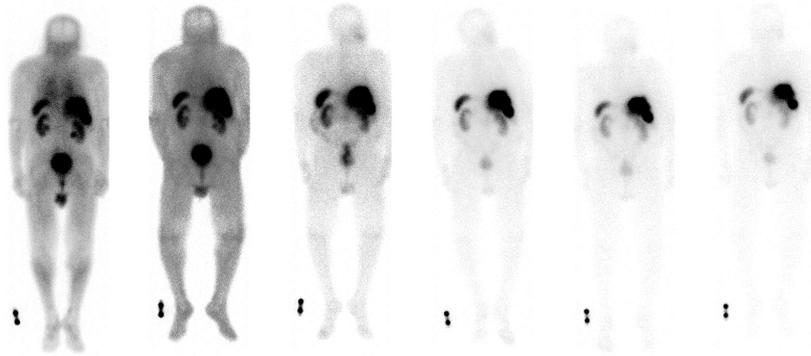


Abbildung 6.19: Beispiel von verwendeten Szintigraphiebildern zur Dosimetrie der Radiorezeptortherapie eines Patienten (Nr. 4) [San06, SMSB08]. Aufnahme posterior; von links nach rechts: 0,5 h, 3 h, 20 h, 44 h, 70 h, 87 h nach der Tracer-Injektion.

6.3.2.1 Bisheriges Verfahren

Im Folgenden werden die Grundzüge der bisherigen Dosimetrie kurz vorgestellt. Detailliertere Informationen sind in der Literatur unter [ZFB⁺07, PFB07, SMSB08] zu finden. Die Auswertung der Szintigraphiebilder zur Dosimetrie der Radiorezeptortherapie erfolgt an der Zentralklinik Bad Berka zur Zeit in den folgenden Schritten:

1.ROI-Analyse Bei der Region-of-Interest-Analyse (ROI-Analyse) werden zunächst die für die spätere Berechnung der absorbierten Strahlenenergie nötigen Körperregionen in den Bildern anterior und posterior ausgewählt. Hierzu werden die Körperregionen in einem günstigen Bild der Bildserie¹² manuell segmentiert. Aus den segmentierten Bereichen werden Bildmasken erzeugt. Die Auswahl erfolgt unter verschiedenen Randbedingungen, wie z. B. die Verwendung von deutlich abgrenzbaren und nicht überlagerten Organen. Für die Dosimetrieberechnung sind folgende Körperregionen notwendig:

- alle Organe, die sich im Szintigraphiebild deutlich abgrenzen und nicht verdeckt sind, dazu zählen z. B. die Leber, die Milz und die Nieren,
- alle sichtbaren Tumore,
- die gesamte Körperregion,
- ein Beispielausschnitt des normalen Gewebes, meist der Oberschenkel,
- ein Ausschnitt des Bildhintergrundes.

In der Abbildung 6.20 ist ein Beispiel für die verwendeten Bildbereiche dargestellt. Diese Bereiche sind rot markiert. Die blauen Bereiche visualisieren die Templates, die für das später vorgestellte Verfahren verwendet werden.

¹² Es wird meist nicht eines der ersten verwendet, da sich bei diesen Bildern durch die hohe Dosis verschiedene Körperregionen schwierig trennen lassen.

Die erzeugten Masken werden anschließend in allen Bildern der Bildserie derart manuell platziert, dass die Masken die entsprechenden Regionen vollständig abdecken. Aus den Grauwerten die sich innerhalb der Maske befinden, wird der mittlere Grauwert der Region bestimmt. Dies wird für alle Bilder einer Bildserie durchgeführt. Somit erhält man für jede ROI einen Kurvenverlauf der mittleren Grauwerte über die Zeit (siehe Abb. 6.22).

2. Aktivitäten bestimmen Die mittleren Grauwerte werden in Aktivitäten (Megabecquerel (MBq)) umgerechnet. Hierfür wird, wenn vorhanden, der Anterior- oder Posterior-Grauwert bzw. der einfache Mittelwert des Anterior- und Posterior-Grauwertes der ROI's verwendet. Zusätzlich werden weitere Informationen benötigt, die aus der Computer- oder der Magnet-Resonanz-Tomographie (CT bzw. MRT) ermittelt werden. Ein Beispiel für eine solche Information, die Einfluss auf das Ergebnis hat, ist die Organdicke. Im Ergebnis erhält man für jede ROI eine Aktivitätskurve.

3. Zeitaktivitätsfunktionen ermitteln Zur Bestimmung der mittleren absorbierten Strahlendosen der Organe und der Tumore werden mathematische Funktionen, meist mono- oder biexponentielle Funktionen dem Grauwertverlauf angepasst.

4. Mittlere Energiedosis bestimmen Anhand der Zeitaktivitätsfunktionen wird die effektive Halbwertszeit und die Verweildauer der radioaktiven Elemente in den Organen und im Tumor bestimmt. Anhand dieser Daten wird die mittlere absorbierte Strahlendosis ermittelt.

Anhand dieser mittleren Organdosis kann unter Berücksichtigung der Schwere der Tumorerkrankung eine wirksame Dosierung für die Radiorezeptortherapie ermittelt werden, welche die Organe und das gesunde Gewebe möglichst wenig belastet. Die einzelnen Schritte werden durch verschiedene Applikationen unterstützt. Dennoch müssen verschiedene Teilaufgaben, wie das Erfassen und Konvertieren der verschiedenen Daten manuell durchgeführt werden.

Der Zeitaufwand der gesamte Dosimetrie beträgt ca. 3 - 4 Stunden. Den größten Anteil daran hat die ROI-Analyse. Die manuelle Segmentierung, das Platzieren der Masken in allen übrigen Bildern und die Ermittlung der Grauwerte birgt zudem die Gefahr von Fehlern. Aufgrund der hohen intra- und interindividuellen Schwankungen variieren momentan die ermittelten Dosen von unterschiedlichen Fachkräften um bis zu 30%.

Durch eine automatisierte Platzierung der Masken in den übrigen Bildern der Bildserie, soll die ROI-Analyse beschleunigt und Fehler minimiert werden. Ziel ist es, Abweichungen von unter 30% mit der automatischen Positionierung der Masken zu erreichen.

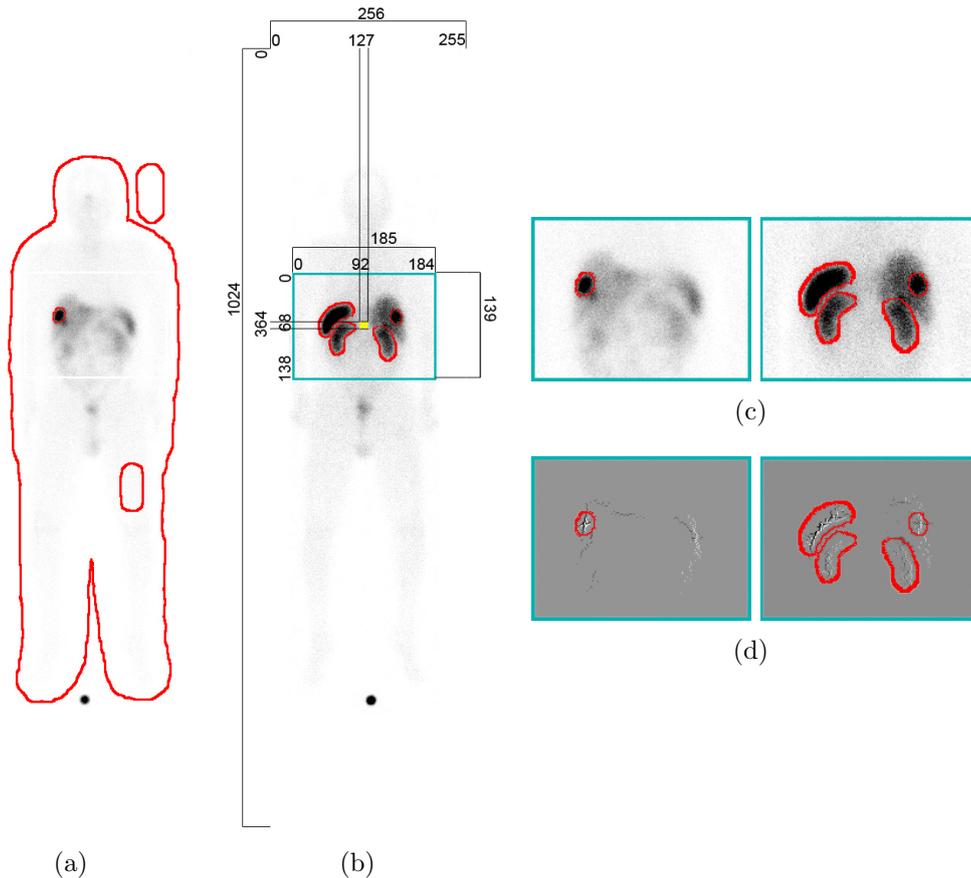


Abbildung 6.20: Beispiel von manuell segmentierten Bildbereichen (rot) und einem verwendeten Template (blau) von Patient Nr. 2 [San06, SMSB08]. (a) anterior 21,5 h nach Tracer-Injektion, (b) posterior mit Größen und Position des Templates, gelbes Pixel - Aufpunkt des Templates; 21,5 h nach Tracer-Injektion, (c) vergrößerte Detailansicht des Templates und der segmentierten Bereiche (d) Templates nach der Merkmalsextraktion mit Hilfe der regelbasierten Kantenerkennung (Abs. 4.3.3)

6.3.2.2 Materialien und Methoden

Grundlage für diese Untersuchungen sind Serien von anterior und posterior Ganzkörper-Szintigraphiebildern (unter Verwendung von ^{177}Lu -DOTATATE) von 15 Patienten mit neuroendokrinen Tumoren, die zur Dosimetrie für die Radiorezeptorthherapie aufgenommen werden [KBK03, ZFB⁺07, PFB07, SMSB08]. Die Aufnahmen werden zu fünf verschiedenen Zeitpunkten nach Injektion des Radiopharmakas¹³ aufgenommen (siehe Abb. 6.19). Die sich ergebenden 16-Bit-Grauwertbilder haben eine Auflösung von 256×1024 Pixel. Die Bilder haben eine physische Auflösung von $\approx 4 - 5\text{mm}^2$ und sind typischerweise durch Poisson-Verteiltes Rauschen gestört.

Die Bildserien werden bei der im Vorfeld durchgeführten manuellen Bestimmung der Dosimetrie in drei Schwierigkeitsgrade, leicht, mittel und schwer, kategorisiert. Die Dosimetrie und die Kategorisierung wird durch medizinisches Fachpersonal durchgeführt.

¹³ Wird im folgenden auch Tracer genannt.

Der Schwierigkeitsgrad ergibt sich durch überlappende ROI's oder unklare Organ- bzw. Tumorgrenzen. Die sich daraus ergebenden subjektiven Fehler bewirken ungenaue und schwankende Dosimetrienergebnisse. Die Dosimetrie der ersten fünf Patienten werden als leicht, die folgenden fünf als mittel und die letzten fünf Bildserien als schwer eingestuft.

Der zeitaufwendige erste Schritt der Dosimetrie, die ROI-Analyse, wird mittels der aus der Voruntersuchung ermittelten Kreuzkorrelationsverfahren teilautomatisiert. Die Ergebnisse der manuellen Segmentierung und somit die Festlegung der Masken durch das medizinische Fachpersonal können aufgrund unterschiedlicher Datenformate und fehlender Schnittstellen nicht direkt verwendet werden. Daher werden die Masken entsprechend des bisherigen Verfahrens manuell nach Anleitung durch das medizinische Fachpersonal in einem Bild der Bildserie durchgeführt. Die Ergebnisse werden mit der manuellen Segmentierung des medizinischen Fachpersonal manuell abgeglichen. Für die Übertragung der so festgelegten Masken in die übrigen Bilder wird ein Template festgelegt (siehe Abb. 6.20), dass in den übrigen Bildern mittels der PxNKK und der MIDKK gesucht wird. Das Template umfasst den charakteristischen Bildbereich der inneren Organe im oberen Torso. Da die Position dieses Bereiches annähernd gleich ist, wird zur Vereinfachung eine gleichbleibende Position mit einer gleichbleibenden Größe von 184×139 Pixel festgelegt (siehe Abb. 6.20). Aufgrund des Rechenaufwandes der PxNKK, aber auch zur Vermeidung von Fehlpositionierungen, wird ein Suchbereich um die Region des Torsos festgelegt. Die Position des maximalen Koeffizienten in den Koeffizientenbildern der Kreuzkorrelationsverfahren wird verwendet, um die Maskenpositionen der ROI's zu berechnen. Aus dem Verhältnis der Position der Maske zur Position des Templates kann die sich ergebende Position der Maske bestimmt werden. Mittels der positionierten Masken wird der mittlere Grauwert der so segmentierten Bereiche im Original-Szintigraphiebild ermittelt. Aus den mittleren Grauwerten der Szintigraphiebilder ergibt sich der Grauwertverlauf über die Zeit.

Da die Bilder stark verrauscht sind, werden diese für die Bestimmung der Maskenpositionen mit einem 5×5 Gaußfilters geglättet. Für die MIDKK wird anschließend aus dem Bild und dem Template eine Merkmalsliste mittels der regelbasierten Kantenerkennung generiert (siehe Abb. 6.20). Die Größe der resultierenden Merkmalsliste umfasst 400 – 700 Merkmalspunkte anstatt der über 25.000 Bildpixel¹⁴.

Die Dosimetrienergebnisse, die durch das medizinische Fachpersonal nach dem unter Abschnitt 6.3.2.1 vorgestellten Verfahren ermittelt werden, dienen als Vergleichswerte für die teilautomatisch ermittelten Grauwertverläufe. Hierfür wird die Übereinstimmung der Grauwertverläufe mittels des empirischen Kreuzkorrelationskoeffizienten (*Gl. 3.11*) und des mittleren absoluten prozentualen Abstandes verglichen. Weiterhin wird mittels der Grauwertverläufe eine vollständige Dosimetrie nach dem oben beschriebenen Schema berechnet. Die errechneten Werte der absorbierten Strahlenenergie pro ROI werden mit

¹⁴ $185 \times 139 \text{ Pixel} = 25.715 \text{ Pixel}$.

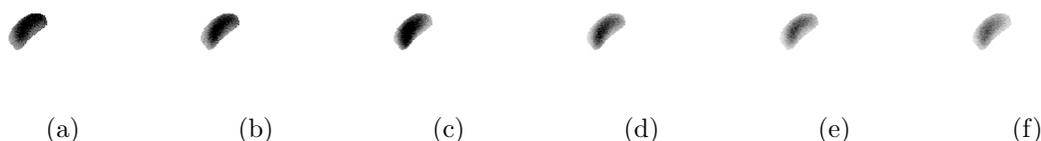


Abbildung 6.21: *Ergebnisse der Positionierung und Maskierung des Original-Szintigraphiebildes für die Milz-ROI des Patienten Nr. 4 posterior [San06]. (a) 0,5 h (78), (b) 3 h (70), (c) 20 h (51), (d) 44 h (50), (e) 70 h (38), (f) 87 h (35) nach der Tracer-Injektion; mittlere Grauwerte in Klammern [San06]*

den Referenzwerten verglichen. Hierfür wird wiederum der mittlere absolute prozentuale Abstand berechnet.

Die Positionierung der Templates wird aufgrund fehlender korrekter Positionen manuell durch Sichtung der Ergebnisse überprüft. Hierfür wird die korrekte Positionierung der Ganzkörpermaske überprüft. Eine Fehlpositionierung bewirkt meist eine starke Abweichung der Position des Templates. Diese ist bei der Überprüfung nicht aufgefallen. Bei stark abweichenden Werten werden die Matchergebnisse für alle ROI's manuell überprüft. Eine Auswertung der Positionierung wird nicht durchgeführt, da eine Vorgabe der korrekten Position nicht zur Verfügung steht.

Schließlich wird die Rechenzeit der beiden Kreuzkorrelationsverfahren verglichen.

6.3.2.3 Ergebnisse

Die Abbildung 6.21 zeigt beispielhaft die Ergebnisse der Positionierung einer ROI, genauer der Milz des Probanden Nr. 4, und der Maskierung des Szintigraphiebildes mit der entsprechenden Maske zu unterschiedlichen Zeitpunkten nach der Tracer-Injektion. Es ist zu erkennen, dass die Bereiche gut gefüllt sind und zu den Rändern hin heller werden, was ein Indiz für eine gute ROI-Positionierung ist.

Die aus diesen maskierten Bereichen ermittelten zeitlichen Verläufe der gemittelten Grauwerte der Regionen anterior und posterior für eine ROI, genauer der Milz des Patienten Nr. 2, sind in Abbildung 6.22 dargestellt. Zum Vergleich ist der manuell ermittelte Grauwertverlauf dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Verläufe sich stark ähneln, wobei der mittlere Grauwert bei beiden Verfahren mit der Zeit sinkt. Es ist ebenfalls zu erkennen, dass ein Offset zwischen der Referenz und den automatisch ermittelten Grauwertverläufen existiert.

Der für den Vergleich ermittelte Korrelationskoeffizient als auch der mittlere Abstand zwischen den manuellen Ergebnissen und den Ergebnissen der automatischen Platzierung der Regionen mittels der PxNKK und der MIDKK für alle Ergebnisse ist in Tabelle (Tab. 6.4) dargestellt.

Sowohl die PxNKK als auch die MIDKK liefern mit einem mittleren Korrelationskoeffizienten von 0,98 und einer Standardabweichung von 0,1, gemittelt über alle Patienten

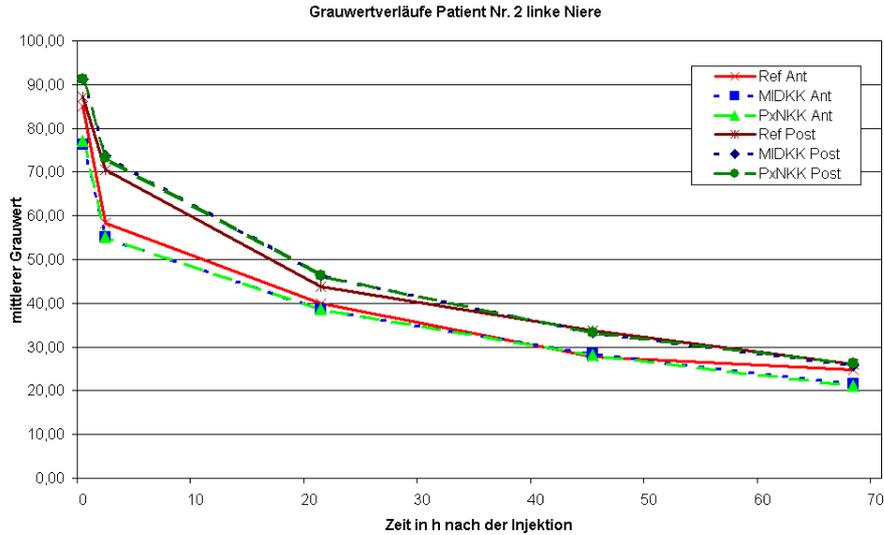


Abbildung 6.22: Gegenüberstellung der Ergebnisse der ROI-Analyse von Patient Nr. 2 Beispiel des sich ergebenden Verlaufs der mittleren Grauwerte der segmentierten Niere zu den verschiedenen Zeitpunkten anterior und posterior für die PxNKK und die MIDKK im Vergleich zum manuell ermittelten Referenzgrauwertverlauf [San06, SMSB08]

und über alle Bereiche, gute übereinstimmende Ergebnisse mit der manuellen Platzierung der Masken. Die Ergebnisse der PxNKK und der MIDKK unterscheiden sich dabei kaum. Der mittlere absolute Abstand zu den Referenzwerten ist mit $\approx 10\%$ auch akzeptabel. Die Standardabweichung ist mit $\approx 22\%$ erhöht. Die Ergebnisse werden durch den Tumor Nr. 3 des Patienten 13 mit einem Abstand von 290 stark verfälscht. Die Gründe hierfür werden in diesem und folgendem Abschnitt näher erläutert. Ohne diesen Ausreißer sind die Werte und vor allem die Standardabweichung deutlich geringer.

	MIDKK	PxNKK
mittlerer Korrelationskoeffizient	0.9814	0.9808
mittlere Standardabweichung	0.0985	0.1070
mittlerer absoluter Abstand zur Referenz	10.3 % (9.0 %)	9.7% (8.3 %)
Standardabweichung des Abstandes	22.3 (10.9)	22.2 (10.2)

Tabelle 6.4: Mittlerer Korrelationskoeffizient und die Standardabweichung sowie mittlere absolute Distanz der mittleren Grauwertverläufe zu den Referenzwerten. (In Klammern Werte ohne Ausreißer - Patient Nr. 13 Tumor Nr.3)

Die Abbildung 6.23a zeigt eine Gegenüberstellung der mittleren Koeffizienten in Abhängigkeit von der ROI für die PxNKK und die MIDKK. Die Darstellung ist zwischen 0,75 und 1,0 skaliert. Es ist zu erkennen, dass vor allem die Tumore im Vergleich zu den anderen Regionen einen geringeren Korrelationskoeffizienten besitzen. Ebenso ist die Standardabweichung für diese ROI's gegenüber den anderen Bereichen erhöht.

Die absolute Differenz zu den Referenzwerten zeigt die höchsten Unterschiede bei den Tumoren (siehe Abb. 6.23b). Ebenfalls ist die Standardabweichung mit 38,7 PxNKK bzw.

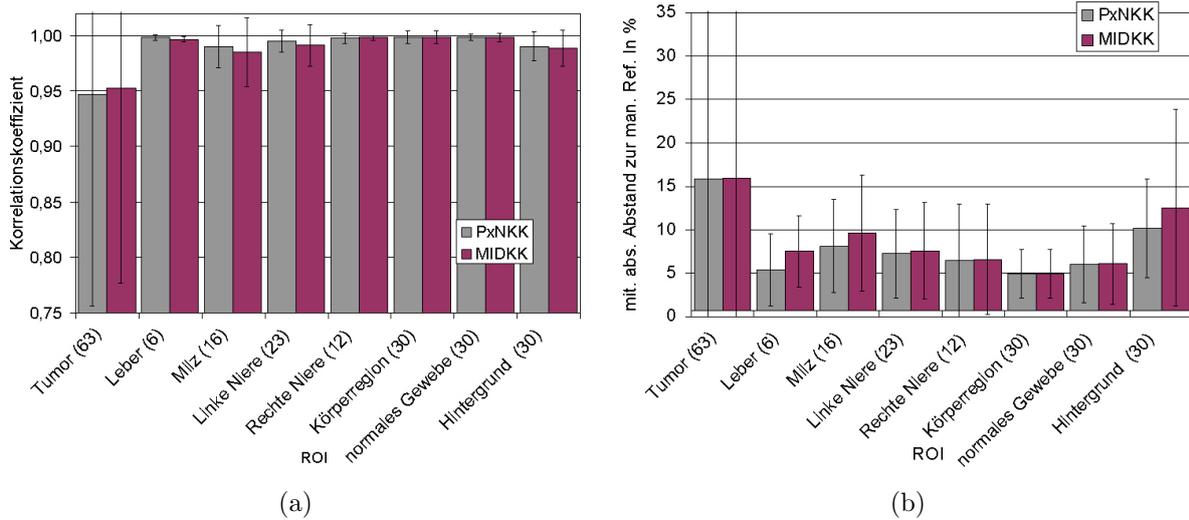


Abbildung 6.23: Korrelationskoeffizienten und absolute Differenz der PxNKK und der MIDKK zu den manuellen Referenzwerten in Abhängigkeit von den untersuchten Organen und Geweben [San06, SMSB08]. Zusätzlich wird die Standardabweichung angegeben. (a) Korrelationskoeffizienten zu den Referenzwerten, (b) absolute Differenz zu den Referenzwerten in %

39,2 MIDKK deutlich höher. Die Gründe hierfür werden im Abschnitt 6.3.2.4 diskutiert.

Auch die Ergebnisse zwischen den Patienten schwanken ebenfalls. Dies wird in Abbildung 6.24 verdeutlicht. In dieser Abbildung sind die mittleren Korrelationskoeffizienten (a) und die mittleren absoluten Distanzen zu den Referenzwerten (b) gemittelt über alle ROI's eines Patienten mit entsprechender Standardabweichung dargestellt. Es ist zu erkennen, dass vor allem bei Patient Nr. 6, aber auch bei vier weiteren Patienten der mittlere

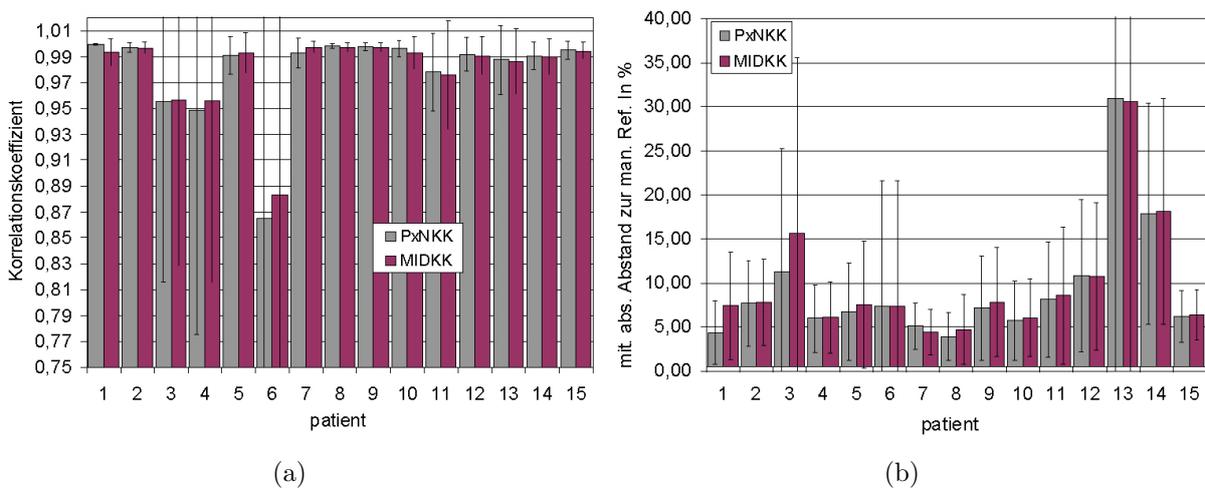


Abbildung 6.24: Korrelationskoeffizienten und absolute Differenz der PxNKK und der MIDKK zu den manuellen Referenzwerten in Abhängigkeit von den untersuchten Patienten [San06, SMSB08]. Zusätzlich wird die Standardabweichung angegeben. (a) Korrelationskoeffizienten zu den Referenzwerten, (b) absolute Differenz zu den Referenzwerten in %

Korrelationskoeffizient unter 0,99 liegt¹⁵. Die Standardabweichung ist vor allem bei Patient Nr. 6, aber auch bei Patient Nr. 3 und 4 deutlich höher als bei den übrigen Patienten. Eine nähere Betrachtung der Ergebnisse zeigt, dass bei vier von diesen fünf Patienten ausschließlich die Bereiche des Tumors einen geringeren Korrelationskoeffizienten besitzen. Bei Patient Nr. 11 liefern verschiedene ROI's geringere Korrelationskoeffizienten.

Bei der Betrachtung der mittleren absoluten prozentualen Distanzen zum Referenzgrauwertverlauf fällt, neben den bereits erwähnten Patient Nr. 3, vor allem Patient Nr. 13 und Patient Nr. 14 mit erhöhten Distanzen auf. Weiterhin ist die Standardabweichung auch bei den Ergebnissen dieser Patienten gegenüber den Ergebnissen der anderen Patienten erhöht. Auch diese Fälle werden im Abschnitt 6.3.2.4 mit ihren Einzelergebnissen diskutiert.

Aus den ermittelten Grauwertverläufen werden entsprechend dem im obigen Abschnitt 6.3.2.1 dargelegten Vorgehen die Zeitaktivitätsfunktionen und die mittlere Energiedosis bestimmt. Da diese Schritte wieder zeitaufwendig per Hand durchgeführt werden und die Ergebnisse der PxNKK und der MIDKK sehr ähnlich sind, wird die Dosimetrie nur für die Ergebnisse der MIDKK gerechnet. Weiterhin werden, entsprechend dem oben beschriebenen Vorgehen, nur die Grauwertverläufe verwendet, deren ROI's frei von Überlagerungen sind und deren Grauwertverläufe einer exponentiellen Funktion folgen [STS99]. Existieren für eine ROI gültige Werte für anterior und posterior, werden die Werte gemittelt. Aus den sich ergebenden Energiedosen wird die prozentuale absolute Distanz zu den manuell ermittelten Referenzdosen der entsprechenden ROI's berechnet.

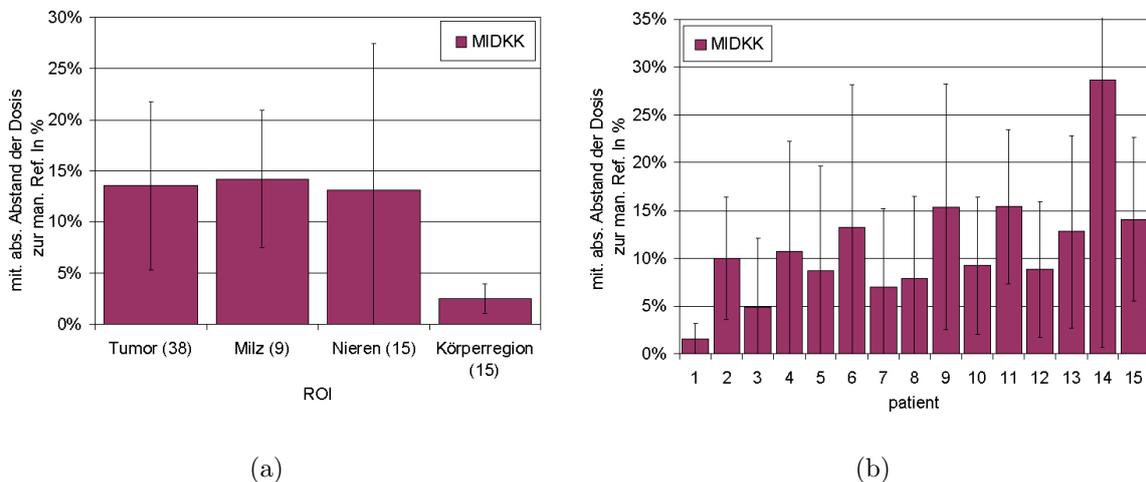


Abbildung 6.25: *Prozentuale Distanzen der berechneten Dosen der MIDKK zur Referenz-Dosis. Zusätzlich wird die Standardabweichung angegeben [San06, SMSB08]. (a) in Abhängigkeit von den untersuchten Organen und Geweben (In Klammern steht die Anzahl verwendeten Dosen, über die gemittelt wird), (b) in Abhängigkeit von den untersuchten Patienten*

Die so berechneten mittleren prozentualen Abweichungen für die verwendeten ROI's mit den entsprechenden Standardabweichungen sind in Abbildung 6.25a dargestellt. In

¹⁵ Der mittlere Korrelationskoeffizient liegt bei den Patienten Nr. 3, 4, 6, 11 und 13 unter 0,99.

Klammern ist die Anzahl der Energiedosen, über die gemittelt wird, dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Energiedosen der einzelnen ROI's mit einer mittleren Distanz von unter 15% sehr gut berechnet werden. Die Standardabweichung der Ergebnisse ist leicht erhöht. Die Energiedosis der Körperregion wird mit einem Unterschied von unter 3% berechnet. Entgegen den vorherigen Ergebnissen der Grauwertverläufe liegen die Abweichungen der Energiedosen der Tumore im gleichen Bereich wie die der anderen ROI's. Der Grund hierfür ist, dass für die Berechnung der Energiedosis nur gültige Grauwertverläufe verwendet werden und so die bei den Tumoren auftretenden Problemfälle nicht für die Berechnung der Energiedosis verwendet werden.

Entgegen der Verbesserung der Ergebnisse bei der Energiedosisberechnung der Tumore sind die Grauwertverläufe bei Patient Nr. 14 mit einem Offset behaftet, was zu gültigen Verläufen führt, die dadurch mit in die Berechnung der Energiedosis einfließen und somit zu unterschiedlichen Ergebnissen führen (siehe Abs. 6.3.2.4).

Die Abbildung 6.25b zeigt schließlich die prozentualen Abweichungen zur Referenz gemittelt über alle Regionen eines Patienten mit entsprechender Standardabweichung. Es ist zu erkennen, dass die mittleren Distanzen bis auf Patient Nr. 14 unter 16% liegen. Aber auch das Ergebnis von Patient Nr. 14 liegt mit 28,7% unter der gegenwärtig üblichen Abweichung von 30%.

In Tabelle 6.5 ist die Rechenzeit der Platzierung der Masken der beiden untersuchten automatischen Verfahren dargestellt. Wie aus den vorangegangenen Untersuchungen zu erwarten war, ist die Berechnung der MIDKK deutlich schneller als die Berechnung der PxNKK, was auf die deutlich unterschiedliche Anzahl der zu berechnenden Punkte zurückzuführen ist.

	PxNKK	MIDKK
Anzahl Punkte	≈ 26000	≈ 700
Rechenzeit pro Bild	8s	0.05s
PC	1.4 GHz Pentium M	

Tabelle 6.5: Vergleich der Rechenzeiten der PxNKK und der MIDKK für ein Bild

6.3.2.4 Analyse abweichender Ergebnisse

Die im vorangegangenen Abschnitt dargelegten Problemfälle werden im Folgenden näher diskutiert. Hierfür werden die Zwischenbilder und Teilergebnisse der einzelnen Patienten und der ROI's analysiert. In der Tabelle 6.6 sind die Teilergebnisse mit den Korrelationskoeffizienten und den mittleren absoluten Distanzen einzeln dargestellt. Durch die Analyse der Einzelergebnisse sind verschiedene Gründe für die auffälligen Ergebnisse ermittelt worden, die ebenfalls in dieser Tabelle zusammengefasst werden.

Bei der Untersuchung der Bilder des Tumors 1 des Patienten Nr. 3 und des Tumors 4 des Patienten Nr. 6 ist festgestellt worden, dass sich die Tumore in beweglichen Körperteilen,

Pa. Nr.	ROI	PxNKK		MIDKK		Bemerkung
		Koef.	abs.Dist	Koef.	abs.Dist	
3	Tumor 1 (ant)	0.49	53.8	0.53	52.3	im beweglichen Körperteil
4	Tumor 2 (post)	0.32	8.5	0.45	9.3	unterschiedliche Maskenfestlegung
6	Tumor 3 (post)	0.86	4.0	0.99	0.4	unterschiedliche Maskenfestlegung
6	Tumor 4 (ant)	-0.29	45.9	-0.23	50.0	im beweglichen Körperteil
11	Tumor 1 (ant)	0.95	25.4	0.93	29.9	Unterschiede im ersten Bild
11	Tumor 2 (ant)	0.92	6.4	0.98	3.4	Unterschiede im ersten Bild
11	Milz (post)	0.92	11.9	0.87	8.5	Unterschiede im ersten Bild
11	linke Niere (post)	0.99	5.8	0.93	9.1	Unterschiede im ersten Bild
13	Tumor 3 (ant)	0.99	94.0	0.99	90.8	im beweglichen Körperteil
13	Tumor 3 (post)	0.99	293.9	0.99	290.5	unterschiedliche Maskenfestlegung
13	Tumor 4 (post)	0.90	7.8	0.90	4.6	unterschiedliche Maskenfestlegung
14	Tumor 2 (ant)	0.96	39.9	0.95	39.8	unterschiedliche Maskenfestlegung
14	Tumor 4 (post)	0.99	40.1	0.99	39.7	unterschiedliche Maskenfestlegung
14	Niere rechts (ant)	0.99	20.2	0.99	20.7	unterschiedliche Maskenfestlegung
14	Körper (ant)	0.97	13.5	0.97	13.5	unterschiedliche Maskenfestlegung

Tabelle 6.6: *Einzelergebnisse der Regionen, mit abweichenden Werten. Die möglichen Gründe für diese Abweichungen werden angegeben. Die Korrelationskoeffizienten und die absoluten prozentualen Distanzen zu den Referenzgrauwerten der PxNKK und der MIDKK werden dargestellt.*

wie z. B. im Kopf, befinden. Da diese zwischen den Untersuchungen nicht an der gleichen Stelle liegen, können die entsprechenden Masken aufgrund der Verwendung eines festen Lageverhältnisses zwischen Template und ROI, nicht korrekt platziert werden. Dies führt zu den unterschiedlichen Verläufen und somit zu den hohen Distanzen. Ein Grund für diese Empfindlichkeit gegenüber Fehlpositionierungen der Tumorregionen ist, dass die relativ kleinen Bereiche mit hohen Werten von Bereichen mit geringen Werten umgeben sind, wodurch kleine Abweichungen in der Positionierung zu großen Abweichungen in den Grauwertverläufen führen. Da sich die Tumore jedoch zumindest in der Nähe der ermittelten Position befinden, kann durch eine zusätzliche Suche unter Verwendung einer ROI als Template, diese Fehlplatzierungen vermieden werden. Dies bleibt Gegenstand zukünftiger Weiterentwicklungen.

Die Analyse der Zwischenbilder von Patient Nr. 4, dem Tumor 3 von Patient Nr. 6 und dem Tumor 4 von Patient Nr. 13 ergab, dass die einzelnen Regionen in allen Bildern korrekt erkannt werden. Ein Grund für abweichende Ergebnisse ist in diesem Fall, trotz Vergleich der Masken mit den Vorgaben des medizinischen Fachpersonals, in der manuellen Festlegung der Masken zu suchen. Durch den stark subjektiven Charakter der Festlegung der Masken, die wie oben bereits erwähnt Abweichungen von bis zu 30 % verursachen können, sind solche Abweichungen zu erwarten.

Ein weiteres sich daraus ableitendes Problem ist bei den Ergebnissen des Tumors 3 von Patient Nr. 13 und den Ergebnissen des Patienten Nr. 14, bei dem mehrere ROI's abweichende Ergebnisse liefern, zu erkennen. In Tabelle 6.6 sind beispielhaft einige fehlerhaften Regionen von Patient Nr. 14 dargestellt. Die mittleren Distanzen der Grauwerte dieser Regionen sind erhöht, jedoch sind die Korrelationskoeffizienten der Grauwertverläufe

auf einem durchschnittlichen Niveau. Bei der Untersuchung der Zwischenergebnisse wird ersichtlich, dass diese Grauwertverläufe insgesamt mit einem Offset versehen sind. Da auch hier die ROI's korrekt positioniert werden, ist ein Grund in der unterschiedlichen Größe der Masken zu suchen. Da zum Rand hin die Grauwerte meist deutlich abfallen, wirken sich unterschiedliche Maskengrößen in unterschiedlichen mittleren Grauwerten aus. Die Grauwertverläufe sind jedoch ähnlich. Die Daten von den Patienten Nr. 13 und Nr. 14 sind als schwierige Beispiele kategorisiert. Dies bedeutet, dass die verschiedenen ROI's schlecht abgrenzbar sind und somit das Zeichnen und Platzieren der Masken schwierig ist. Daraus folgt, dass die Wahrscheinlichkeit von subjektiven Fehlern bei der Maskenplatzierung erhöht ist.

Schließlich ergab die Überprüfung der Positionierung der ROI's von Patient 11, dass die Regionen weder von der PxNKK noch von der MIDKK im ersten Bild der Bildserie korrekt platziert werden. Vergleicht man die Quellbilder der Bildserie, stellt man fest, dass die erste Aufnahme deutlich von den folgenden Aufnahmen abweicht. Vor allem das Lageverhältnis der inneren Organe unterscheidet sich zu den anderen Aufnahmen. Nach Rücksprache mit dem medizinischen Fachpersonal sind solche Unterschiede, zum Beispiel durch ungünstige Positionierung oder Bewegungen des Patienten vor allem bei den ersten Aufnahmen nicht untypisch. Aufgrund dieser Fehlpositionierung besitzen die Grauwertverläufe des Patient Nr. 11 einen geringeren Korrelationskoeffizienten zu den manuellen Referenzverläufen.

Diese Fehlpositionierung im ersten Bild der Testserie von beiden Verfahren sind die einzigen Fälle von 75 zur Verfügung stehenden Bildern, bei der die Positionierung der PxNKK und der MIDKK fehlgeschlagen ist.

Patient	ROI	Mittlerer Abstand zur Referenzdosis
3	Tumor 1	-
4	Tumor 2	25 %
6	Tumor 3	11 %
6	Tumor 4	-
11	Tumor 1	-
11	Tumor 2	19 %
11	Milz	22 %
11	Nieren	18 %
13	Tumor 3	25 %
13	Tumor 4	6 %
14	Tumor 2	67 %
14	Tumor 4	-
14	Nieren	4 %
14	Körperregion	8 %

Tabelle 6.7: Differenz zur mittleren absorbierten Dosis in Prozent für die in Tabelle 6.6 dargestellten Problemfälle. („-“ wenn keine Dosis berechnet werden kann)

Die sich ergebende mittlere Organdosis der in Tabelle 6.6 dargestellten problematischen Grauwertverläufe sind in der Tabelle 6.7 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass trotz der oben dargestellten Abweichungen, die berechneten Organdosen, wenn sie bestimmt werden

können, meist, mit einer Abweichung von weniger als 30 %, unter der geforderten Abweichung liegen. Bei anderen Regionen, wie z. B. Tumor 1 von Patient Nr. 3, kann die Dosis nicht berechnet werden.

Die Ergebnisse der Tumore des Patient Nr. 14 liegen über 30 %. Auch die Einzelergebnisse von Patient Nr. 14 liegen mit 50 % und 67 % Abweichung über den geforderten 30 %. Daher ist auch die hohe Distanz der Energiedosis von Patient Nr. 14 zu erklären (siehe Abb. 6.25b). Eine nähere Untersuchung auf eventuell weitere Gründe als die genannten, wie z. B. Verwechslungen oder Fehler beim Bildexport, bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen. Dessen ungeachtet, liegt die Abweichung der Organdosis des Patienten Nr. 14 mit 28,7% gerade noch im akzeptablem Bereich.

6.3.2.5 Diskussion und Schlussfolgerungen

Im Mittel liefern beide untersuchten automatischen Verfahren mit einem mittleren Korrelationskoeffizienten von 0,98 und einem mittleren Abstand von 8,3% (PxKV) und 9,0% (MIKV)¹⁶ zu den Referenzgrauwertverläufen sehr gute Ergebnisse. Auch die resultierenden Energiedosen liegen mit einer Abweichung im Mittel von 11,2% deutlich unter den üblichen Schwankungen einer Dosimetrie zur Radiorezeptortherapie von 20% – 30%. Gründe für die hohen Schwankungen liegen z. B. im hohen Einfluss der manuellen Segmentierung der Organe und Tumore. Beispielsweise führen unterschiedlich große Masken trotz annähernd gleicher Form und Position der ROI's zu unterschiedlichen Werten. Somit sind die hohen Unterschiede größtenteils auf den subjektiven Charakter der Dosimetrie im Allgemeinen zurückzuführen.

Nur in 2 von 150 Matchvorgängen lieferten die automatisierten Verfahren nicht übereinstimmende ROI's, was jedoch auf Probleme bei der Bildaufnahme zurückzuführen ist.

Vergleicht man die Korrelationskoeffizienten der Grauwertverläufe der PxNKK und der MIDKK zu den Referenzgrauwertverläufen sowie die mittleren absoluten Distanzen, stellt man fest, dass die Qualität beider untersuchter Verfahren gleich ist. Durch die enormen Geschwindigkeitsvorteile der MIDKK ist dieses Verfahren vorzuziehen.

Zusammenfassend haben diese Untersuchungen gezeigt, dass die MIKV in Zusammenhang mit der regelbasierten Kantenerkennung auch unter schwierigen Bildbedingungen praktisch eingesetzt werden können. Die Unterstützung der Dosimetrie mit Hilfe dieses Verfahren ist möglich. Eine weitere Verbesserung der Ergebnisse ist durch eine Detailsuche der ROI's an der bisher detektierten Stelle zu erwarten, da somit leichte Bewegungen der ROI's ausgeglichen werden können.

¹⁶ Dies sind die Ergebnisse ohne des oben erwähnten Ausreißers - Patient Nr. 13 Tumor Nr. 3

6.4 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die offenen Fragestellungen aus dem vorangegangenen Kapitel 5 untersucht und die Einsetzbarkeit der MIKV in der Praxis nachgewiesen.

Zunächst wurde gezeigt, dass die Vorteile der regelbasierten Merkmalsextraktion (siehe Abs. 4.3.3) auch unabhängig von den MIKV in der Praxis Verwendung finden. Der Ansatz der merkmalslistenbasierten Segmentierung der Glottis lieferte gute Ergebnisse.

Anschließend wurde im Rahmen einer praktischen Aufgabenstellung, der Bewegungskompensation von Augenbewegungen in Augenhintergrundbildern, zum einen die praktische Einsetzbarkeit der MIKV nachgewiesen und zum anderen die für diese Verfahren notwendigen Merkmalsextraktionsverfahren miteinander verglichen. Es hat sich gezeigt, dass sich die Geschwindigkeitsvorteile der MIKV auch in der Praxis nachweisen lassen. Zusätzlich hat sich gezeigt, dass die Empfindlichkeit der MIKV auch in der Praxis durch die deutlichen Peaks der Koeffizienten und des PSNR sowie den hohen Werten des PSNR ausgeglichen werden. Insgesamt erreichen die MIKV eine hohe Genauigkeit.

Des weiteren hängen die Ergebnisse der MIKV von den Merkmalsextraktionsverfahren ab. Die insgesamt besten Ergebnisse werden mit Hilfe der regelbasierten Kantenerkennung erreicht, da die Ergebnisse unter Verwendung des Sobel-Operators bei kleinen Templates schlecht sind. Werden keine kleinen Templates verwendet, liefert die Kanenerkennung auf Grundlage des Sobel-Operators die besten Ergebnisse. Dieser Operator liefert jedoch viele Kantenpunkte, was zu einer erhöhten Rechenzeit führt. Der Canny-Kantendetektor liefert insgesamt die zweitbesten Ergebnisse und benötigt aufgrund der geringeren Anzahl der Merkmalspunkte ebenfalls eine geringe Rechenzeit. Der untersuchte Harris-Eckendetektor lieferte die schlechtesten Ergebnisse, was sich jedoch auch auf die Verwendung eines globalen Schwellwertes zurückführen lässt.

Bei dem Vergleich der Kreuzkorrelationsverfahren hat sich gezeigt, dass die MIDKK auch bei medizinischen Aufgabenstellungen die besten Ergebnisse liefert. Dies wurde durch die Anwendung der MIKV zur Dosimetrie der Radiorezeptortherapie bestätigt. Es wurde gezeigt, dass selbst unter Verwendung von stark verrauschten Bildmaterial die MIKV gute verwendbare Ergebnisse liefern.

Insgesamt hat sich gezeigt, dass sich die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren auch in der Praxis erfolgreich einsetzen lassen.

7 Implementierung

Die in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen sind mit Hilfe des objektorientierten Signal- und Bildverarbeitungsframeworks Atisa in C++ implementiert. Es ist auf Grundlage moderner Methoden des Softwaredesigns im Rahmen dieser Arbeit entstanden. Dieses Framework bildet jedoch nicht den Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit. Daher wird im Folgenden nur das grundlegende Design des Frameworks vorgestellt. Anschließend wird auf die Umsetzung der MKV mit Hilfe dieses Frameworks eingegangen. Auf die Grundlagen zum Thema objektorientierte Programmierung und objektorientiertes Design, wie zum Beispiel Muster, Framework oder UML wird hier nicht näher eingegangen. Hierfür wird auf entsprechende Literatur verwiesen [The07c, The07b, GHJV96, BMR⁺98, RMP⁺93, Oes97, Mey98, Bur98].

7.1 Umfeld der Softwareentwicklung

Am Institut für Biomedizinische Technik und Informatik der TU Ilmenau [Tec07] existiert durch langjährige Forschung ein großer Fundus an Verfahren, die auf verschiedenen Gebieten der Signalanalyse, aber auch auf dem Gebiet der Bildverarbeitung, angewendet und erprobt sind [GS95, SG97, SG99]. Im Rahmen dieser Entwicklungen entstand die Applikation ATISA (Abkürzung für: Adaptive Time Series Analysis) [GJB07]. Dies ist durch den langjährigen Entwicklungsprozess von unterschiedlichen Personen, in unterschiedlichen Programmiersprachen mit Hilfe unterschiedlicher Softwaretechniken und Paradigmen entwickelt worden. Dabei wurde hauptsächlich auf die Umsetzung von Algorithmen und nicht auf die notwendigen Eigenschaften moderner Software geachtet. Zudem fehlt eine ausreichende Dokumentation. Insgesamt entspricht der Zustand der Software dem Anti-Pattern „Big Ball of Mud“ [FY00].

Eines der verschiedenen möglichen Vorgehen, diesen Zustand zu beheben, besteht in der Reimplementierung der Algorithmen [FY00]. Diese wurde im Rahmen des Projektes Atisa [Sti07, SBM⁺01] durchgeführt. Die Verwendung verbreiteter etablierter Lösungen ist nicht möglich gewesen, da die am Institut für Biomedizinische Technik und Informatik der TU Ilmenau [Tec07] entwickelten Algorithmen wiederverwendet werden sollen und teilweise nur hier vorliegen. Um den vorherigen Entwicklungen bei der Reimplementierung der Algorithmen in Zukunft entgegenzuwirken, sollte eine Softwarearchitektur entworfen werden, die den Ansprüchen moderner Software gerecht wird. Sie soll es ermöglichen, neue und existierende Algorithmen einfach zu integrieren, sowie die Wiederverwertbarkeit und Erweiterbarkeit der entwickelten Algorithmen und Verfahren zu unterstützen. Es sollte ein

komponentenbasiertes Softwaresystem entwickelt werden, dass die Grundlage für weitere Untersuchungen auf dem Gebiet der Signalverarbeitung bilden soll.

Um diesen Anforderungen gerecht zu werden, wurde eine objektorientierte Softwarearchitektur unter Zuhilfenahme bekannter Architektur- und Entwurfsmuster entwickelt, die im Folgenden vorgestellt wird. Bei der Entwicklung der Softwarearchitektur wurde ein inkrementelles und architekturzentriertes Vorgehen verfolgt [Bur98]. Dieses Vorgehen wurde durch die Verwendung moderner Softwareentwicklungswerkzeuge wie einem UML-Modellierungswerkzeug und einer Versionsverwaltung unterstützt.

Die entstandene Atisa-Softwarearchitektur und die für diese Arbeit entwickelten Komponenten sind in C++ und Delphi implementiert. Die Basisklassen und Interfaceklassen sind in Delphi implementiert, um Komponenten mit Hilfe des C++ Builders [Bor07] sowohl in Delphi als auch in C++ erstellen zu können. Dies ist notwendig, da viele vorhandene Algorithmen, die wiederverwendet werden sollen, in Delphi implementiert sind. Die meisten neu entwickelten Komponenten sind jedoch in C++ implementiert, da vor allem die in dieser Arbeit durchgeführten Berechnungen auf dem Gebiet der Bildverarbeitung viel Rechenleistung benötigen und daher zeitoptimierte Algorithmen notwendig sind. Andere Bibliotheken zur Bild- und Signalverarbeitung bieten ebenfalls C++ Schnittstellen an [Int01b, Int01a]. Diese sollen leicht in das Softwaresystem integriert werden. Aber auch die Funktionalitäten anderer Tools, wie z. B. Matlab [The07a], sollen dem Softwaresystem zur Verfügung gestellt werden. Auch diese Tools verfügen meist über eine C++ Schnittstelle.

7.2 Grundlegender Aufbau

Eine typische Herangehensweise bei der Lösung von ein- und mehrdimensionalen Signalverarbeitungsproblemen besteht darin, die Signalverarbeitung in kleinere Verarbeitungsschritte zu unterteilen, die meist sequentiell abgearbeitet werden. Diesem Paradigma folgen viele vorhandene Signalverarbeitungstools [Mic07, NLM07, Zen07]. Da ein solches System mehrere Vorteile bietet, steht die Unterstützung einer solchen Herangehensweise im Mittelpunkt der Entwicklung der Atisa-Softwarearchitektur.

Die Leistungsfähigkeit eines solchen Signalverarbeitungstools ist abhängig vom Umfang der zur Verfügung stehenden Komponenten, der Kombinationsmöglichkeit der Komponenten, der Rechengeschwindigkeit der Komponenten, der Flexibilität der Ablaufsteuerung und von der Dokumentation der Komponenten. Gerade auf dem Gebiet der medizinischen Signalverarbeitung werden weitere Anforderungen an die Software gestellt. Dies umfasst die Fehlerfreiheit, die Ausfallsicherheit oder die Echtzeitanforderungen, die an das System gestellt werden.

Die aufgrund der Anforderungen nach Modularität, Wiederverwertbarkeit und Erweiterbarkeit entwickelte Atisa-Softwarearchitektur kann als eine Kombination der drei bekannten Muster „Pipes and Filters“, „Reflection“ und „Microkernel“ beschrieben wer-

den [MBS01, BMLS01, BMS01, MBS02b, GHJV96, BMR⁺98]. Dieser Aufbau wird im Folgenden kurz vorgestellt.

7.2.1 Das „Pipes and Filters“-Muster

Die Anforderung, einfache Signalverarbeitungs-komponenten einfach miteinander verknüpfen zu können, kann durch das „Pipes and Filters“-Muster erreicht werden [BMR⁺98]. Dieses Muster beschreibt, dass Verarbeitungs-algorithmen in voneinander unabhängigen Filtern gekapselt werden¹. Diese Filter werden mit Hilfe von Pipes zu komplexen Verarbeitungs-pipelines verbunden. Die für die Filter benötigten Daten werden über die Pipes den Filtern bereitgestellt. Werden die für die Berechnung benötigten Daten beim Aufruf des Filters zur Verfügung gestellt, wird von einer „Push-Pipeline“ gesprochen. Werden die Daten erst beim vorherigen Filter angefragt, spricht man von einer „Pull-Pipeline“. Die entwickelte Atisa-Architektur ist so aufgebaut, dass sowohl „Push-“ als auch „Pull-Pipelines“ verwendet werden können.

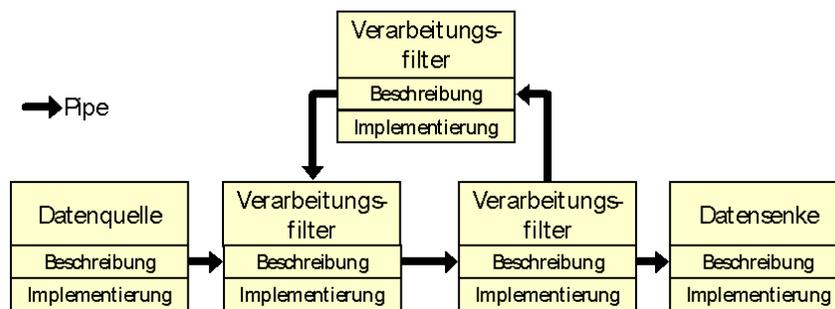


Abbildung 7.1: Prinzip einer Verarbeitungspipeline nach dem „Tee and Join“-Muster. Daten von einer Datenquelle werden mit Hilfe verschiedener Verarbeitungsfilter verarbeitet und an die Daten Senke weitergeleitet.

Bei dem „Tee and Join“-Muster, einer speziellen Variante des „Pipes and Filters“-Muster, werden zusätzlich Verzweigungen und Rückkopplungen ermöglicht [BMR⁺98]. Auch dies wird durch die Atisa-Architektur unterstützt. Ebenso werden Teilpipelines oder auch einzelne Filter unterstützt, die in unabhängigen Threads laufen. Solche Filter werden aktive Filter genannt [BMR⁺98].

7.2.2 Das „Reflection“-Muster

Die Vielfältigkeit der Pipes und Filter wird durch das „Reflection“-Muster unterstützt. Es „... ermöglicht es die Software sich ihrer selbst bewußt“ zu machen [BMR⁺98]. Hierfür werden ausgewählte Strukturen des Systems, die für Anpassungen und Änderungen vorgesehen sind, in zwei Ebenen geteilt, in die Basisebene mit der Implementierung der

¹ Im Gegensatz zu dem Begriff Filter in der Signalverarbeitung werden im Folgenden alle Verarbeitungs-algorithmen, die nach dem „Pipes and Filters“-Muster gekapselt sind, als Filter bezeichnet.

Algorithmen und in die Beschreibungsebene (Metaebene) mit Informationen zu den Algorithmen (siehe Abb. 7.2). Diese Informationen beinhalten Beschreibungen über ihre eigene Struktur oder ihr Verhalten. Die Basisebene hat außer über die Metaebene keinen Zugriff auf andere Komponenten. Sie ist damit unabhängig von anderen Komponenten und kann leicht verändert oder ausgetauscht werden [BMR⁺98].

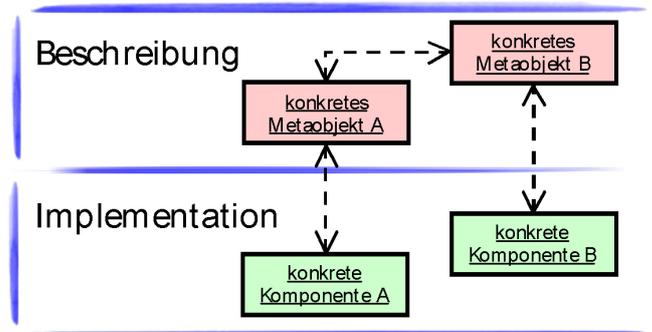


Abbildung 7.2: Prinzip des Reflection Architekturmusters. Die Filter sind in einem Implementierungsteil und in einem Beschreibungsteil unterteilt. Die Verknüpfung geschieht über die Beschreibungsebene.

Durch das „Reflection“-Muster ist somit eine einfache Veränderung des Systems möglich, indem viele Arten von Veränderungen unterstützt werden.

7.2.3 Das „Microkernel“-Muster

Durch die vorherigen Muster wird eine hohe Vielfalt von Änderungsmöglichkeiten des Systems erreicht. Hierdurch ist jedoch eine Verwaltung des Systems mit seinen verschiedenen Komponenten notwendig. Diese Aufgabe wird durch das „Microkernel“-Muster erfüllt. „Das Microkernel Muster unterstützt die Anpassung und Veränderung von Software durch die Bereitstellung eines Mechanismus zur Erweiterung der Software um zusätzliche oder kundenspezifische Funktionalität.“ [BMR⁺98] Der Microkernel an sich stellt nur eine minimale Grundfunktionalität, wie z. B. das Hinzufügen und Verwalten von Funktionalitäten, zur Verfügung. Diese Funktionalitäten sind in internen oder externen Servern gekapselt. Interne Server kapseln Funktionalität, die zur Laufzeit dem System hinzugefügt werden. Externe Server bieten den Zugriff auf Funktionalitäten anderer existierender Systeme, wie z. B. das in dieser Arbeit verwendete und verbreitete Matlab [The07a]. Zusätzlich bietet der Microkernel über Adapter eine Schnittstelle zur Kommunikation mit dem Microkernel.

Die Atisa-Softwarearchitektur bietet über einen „Plug-In“-Mechanismus die Möglichkeit, die Funktionalität des Systems an die aktuellen Anforderungen anzupassen. Es können interne und externe Komponentenbibliotheken mit den darin befindlichen Komponenten, hauptsächlich Pipes und Filter, geladen werden. Diese werden mit Hilfe einer austauschbaren Komponentenverwaltung verwaltet. Aus den geladenen Komponenten können mit Hilfe des austauschbaren Pipelineerzeugers Signalverarbeitungs Pipelines erstellt werden.

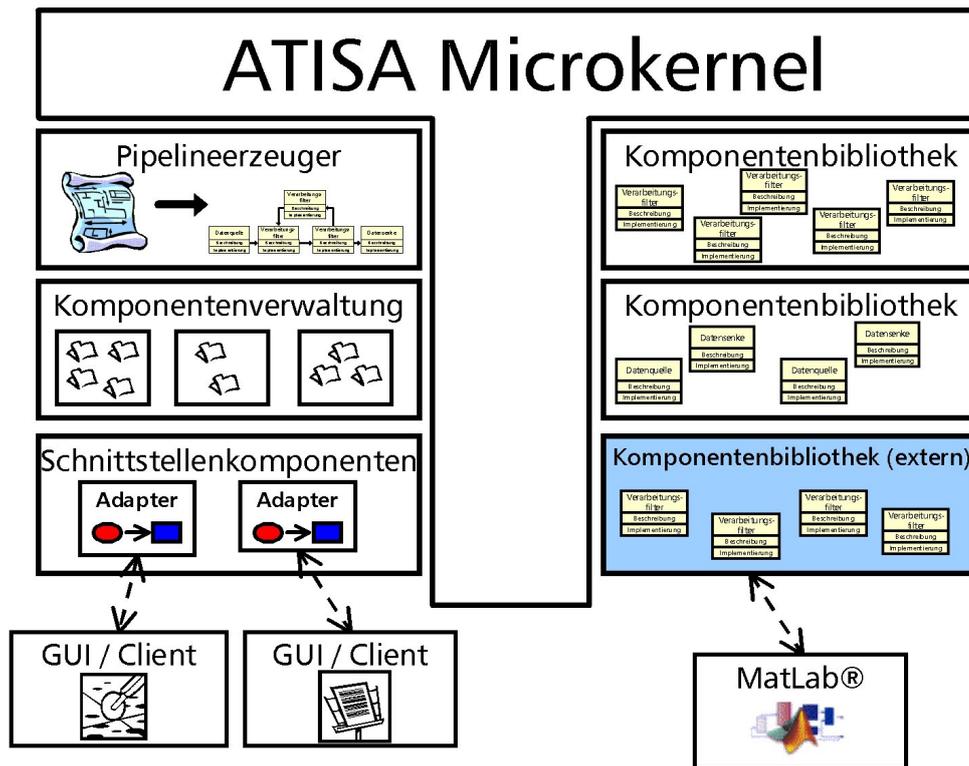


Abbildung 7.3: *Prinzipieller Aufbau des Atisa-Microkernels mit seinen wichtigsten Komponenten. Auf der linken Seite sind beispielhaft die Komponentenbibliotheken zur Bereitstellung interner und externer Funktionalität dargestellt. Auf der rechten Seite sind Bibliotheken dargestellt, die für das System wichtige Verwaltungskomponenten beinhalten.*

Über variable Schnittstellenkomponenten kann auf das System zugegriffen werden und so z. B. die Pipelines gestartet werden. In der folgenden Abbildung 7.3 ist der prinzipielle Aufbau des Atisa-Microkernels dargestellt.

7.3 Realisierung der Softwarearchitektur

Im Folgenden soll auf die Umsetzung des oben vorgestellten prinzipiellen Aufbaus der Atisa-Softwarearchitektur eingegangen werden.

7.3.1 Filter, Pipes und Kontexte

Die zwei Hauptkomponenten der Atisa-Softwarearchitektur bilden entsprechend dem gleichnamigen Muster die Pipes und die Filter. In den Filtern werden die Berechnungen gekapselt. Weiterhin wird eine beliebige Anzahl von Ein- und Ausgängen definiert, die die Berechnung benötigt. Die Berechnung wird über eine im Filterinterface deklarierte abstrakte Methode `calculate()` angestoßen. Die Berechnungs- und Rückgabeparameter werden über `get-` und `set-` Methoden zur Verfügung gestellt. Diese virtuellen Methoden sind in der Filterbasisklasse implementiert (siehe Abb. 7.4).

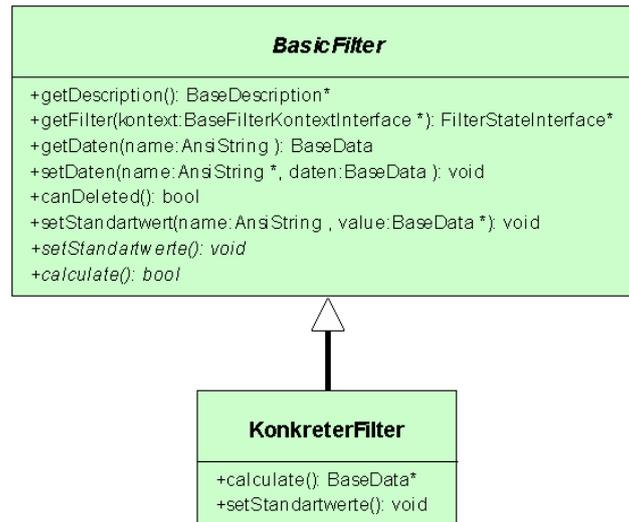


Abbildung 7.4: Klassendiagramm des Aufbaus eines Berechnungsfilters mit seinen Methoden. Zusätzlich wird der Basisfilter mit seinen Methoden dargestellt.

Die Pipes verbinden die Ein- und Ausgänge der Filter miteinander. In der Atisa-Softwarearchitektur haben sie eine weitere Aufgabe. Sie speichern und verwalten die für die Berechnung benötigten Daten.

Ein Filter kann eine unterschiedliche Anzahl von Ein- und Ausgängen haben, die nicht immer für jede Berechnung benötigt werden. Werden Daten benötigt, werden diese von der Pipe angefragt. Diese Verwaltungsaufgaben werden von den Berechnungsalgorithmen getrennt. Die für die Verwaltung der Ein- und Ausgänge zuständigen Komponenten werden Kontexte genannt (siehe Abb. 7.5) [BMLS01]. Jedem Filter ist ein Filterkontext zugeordnet. Da die Pipes außer der Verwaltung der Daten keine weitere Funktionalität beinhalten, werden die Pipes ausschließlich durch Pipekontexte abgebildet.

Die Kontexte übernehmen weiterhin die Aufgabe der Pipelinesteuerung. Dies hat den

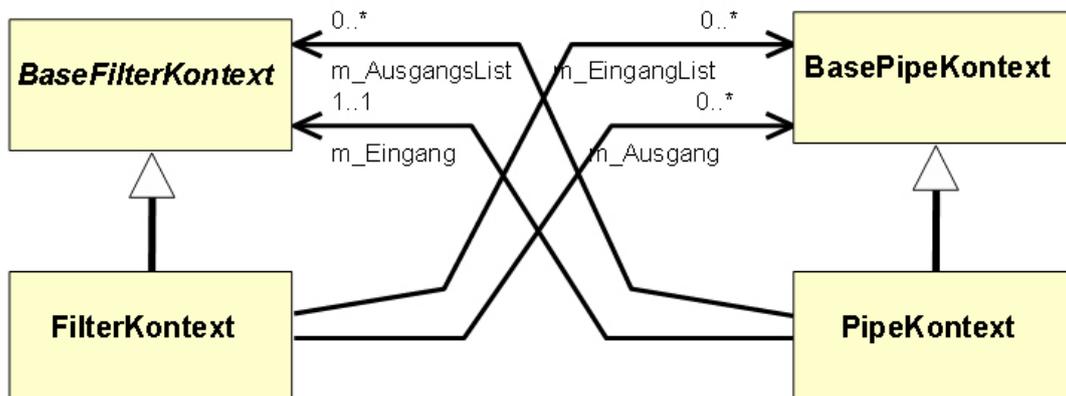


Abbildung 7.5: Klassendiagramm des prinzipiellen Aufbaus der Pipe- und Filterkontexte. Über die dargestellten Rollen *m_Eingang*, *m_Ausgang*, *m_EingangsList* und *m_AusgangsList* können die Komponenten miteinander verknüpft werden.

Vorteil, dass die Berechnungen unabhängig von der Ablaufsteuerung sind. Somit kann die Ablaufsteuerung leicht ausgetauscht werden (siehe Abs. 7.3.3).

7.3.2 Die Metaebene

Entsprechend dem „Reflection“-Muster werden bei der Atisa-Softwarearchitektur Filter und Pipes mit einer Beschreibung versehen. Diese Komponenten werden Metafilter, -pipes und -kontexte genannt (siehe Abb. 7.6).

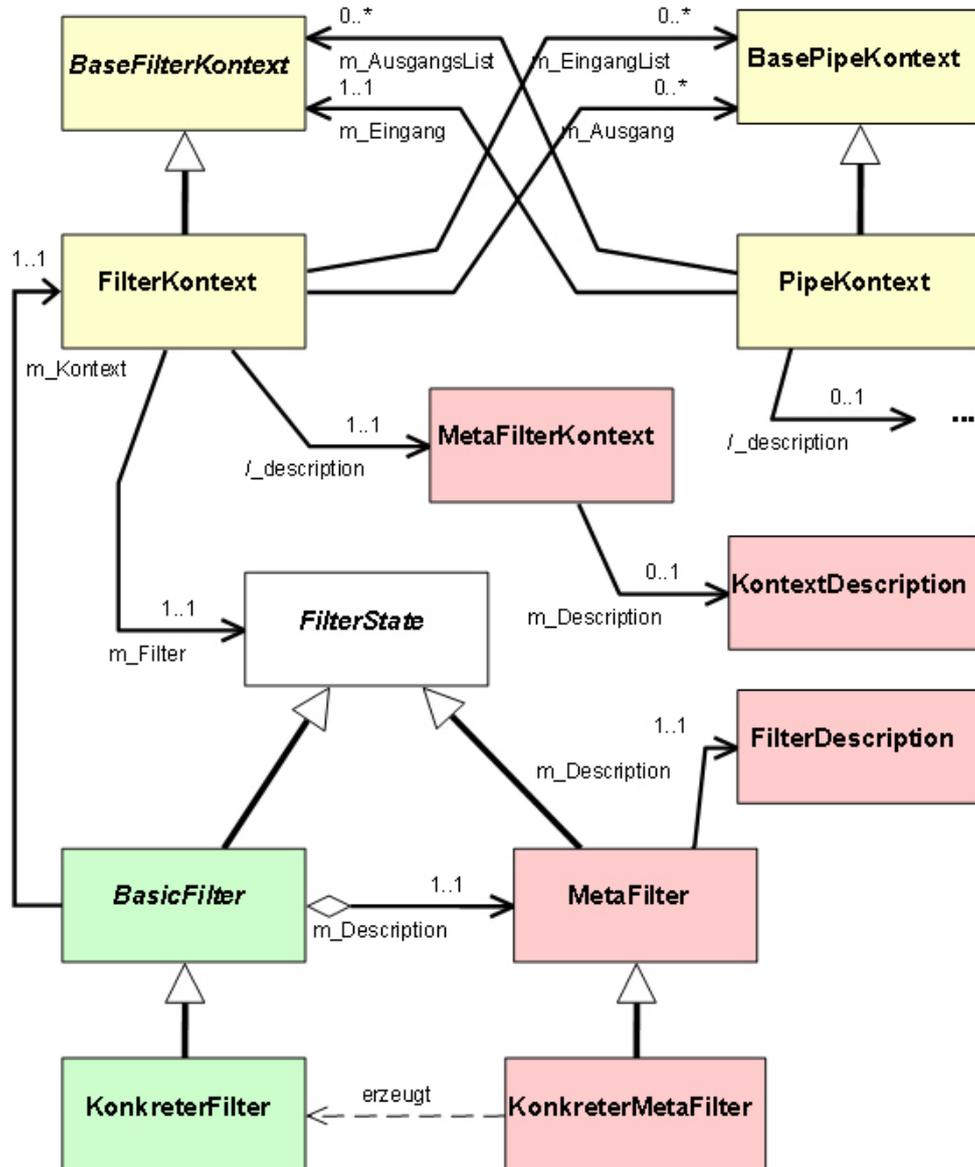


Abbildung 7.6: Vereinfachtes Klassendiagramm zur Darstellung der prinzipiellen Umsetzung der grundlegenden Muster für die Atisa-Softwarearchitektur. Grüne Klassen - Klassen der Basisebene mit den Implementierungen der Algorithmen; rote Klassen - Klassen der Metaebene mit der Beschreibung der Algorithmen; gelbe Klassen - Kontextklassen zur Ablaufsteuerung; weiss - State Klasse zur einheitlichen Verwendung von Metafilterobjekten und Filterobjekten

Die Beschreibung umfasst zunächst den Namen und eine textuelle Beschreibung der

Komponente. Dies vereinfacht die Verwaltung der Komponenten und ermöglicht einen leichten Überblick über das System. Weiterhin existiert durch diese Beschreibung eine minimale Dokumentation der Komponenten. Zusätzlich enthalten die Beschreibungen komponentenspezifische Informationen. So enthalten Filter nähere Informationen über die Anzahl, den Namen und die Datentypen ihrer Ein- und Ausgänge. Anhand dieser Beschreibung ist es möglich, die Kompatibilität zwischen den Filterein- und Ausgängen beim Erstellen der Verarbeitungspipelines zu überprüfen. Die Metaebene übernimmt in der Atisa-Architektur weiterhin die Aufgabe, die Filter- bzw. Pipeobjekte zu erzeugen. Diese Objekte werden erst zu dem Zeitpunkt erzeugt, wenn sie benötigt werden. Die Verarbeitungspipelines werden zunächst nur auf der Metaebene zusammengesetzt und überprüft. Erst beim Starten der Verarbeitungspipeline werden die eigentlichen Komponenten erzeugt. Diese Funktionalität ist mit Hilfe des „State“-Musters [GHJV96] umgesetzt (siehe Abb. 7.6).

In dem folgenden Klassendiagramm (siehe Abb. 7.6) ist der Zusammenhang zwischen der Metaebene und den bisher vorgestellten Komponenten verdeutlicht.

7.3.3 Datenflusssteuerung

Der Ablauf der Pipeline wird durch die in den Kontexten gekapselte Steuerungsfunktionalität bestimmt. Die Kontexte sind so konzipiert, dass sie ohne Einfluss auf die Filter ausgetauscht werden können. Dies wird unter anderem durch den Einsatz des „Dekorierer“-Musters [GHJV96] erreicht (siehe Abb. 7.7). Der einfache Filterkontext verwaltet die Ein- und Ausgänge der Filter und leitet Berechnungsanforderungen über das Stateobjekt an seinen Filter weiter. Hierdurch sind einfache Steuerungen, wie eine globale Steuerung bei der der Ablauf der Pipeline durch eine globale Komponente fest vorgegeben wird, realisierbar. Diese Steuerung ist für feste Abläufe und eigenständige Applikationen sinnvoll.

Neben der globalen Steuerung werden hauptsächlich lokale Steuerungen verwendet, bei denen der Datenfluss nicht durch globale Zustände des Systems, sondern ausschließlich

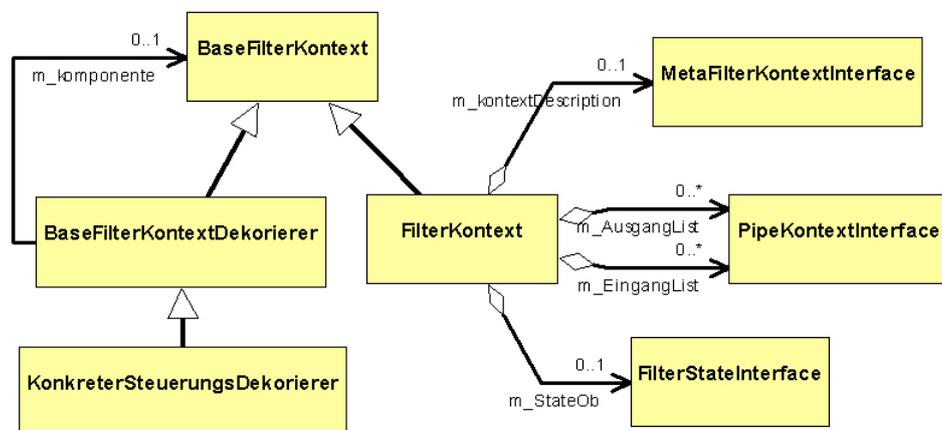


Abbildung 7.7: Klassendiagramm zum Prinzip der Anbindung von Steuerungskomponenten über das „Dekorierer“-Muster.

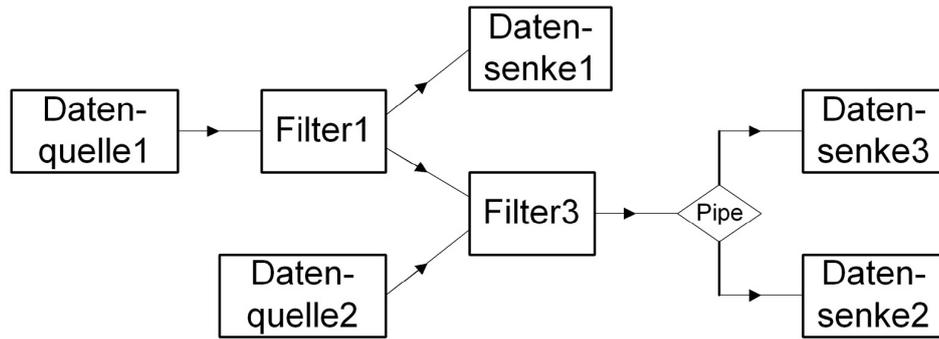


Abbildung 7.8: Beispielpipeline mit einer unterschiedlichen Anzahl von Datenquellen, die Daten liefern und Datensenken, die ausschließlich Daten erhalten. Rechtecke: Filter; Pfeile: Pipes; Die Verzweigung ist gesondert als Pipe dargestellt [Tra04]

auf Grundlage von Ein- bzw. Ausgangsdaten von Filtern gesteuert wird. Die sequentielle Verarbeitungsreihenfolge ist die einfachste Art der Abarbeitung einer Verarbeitungspipeline. Für verschiedene Aufgaben sind jedoch weitere Strukturen, wie bedingte und nicht bedingte Verzweigungen, Rückführungen, Schleifen und Unterpipelines notwendig. Um solchen Anforderungen gerecht zu werden, sind verschiedene Steuerungen analysiert und implementiert [Tra04]. Im Folgenden werden fünf verschiedene lokale Steuerungen vorgestellt, die anhand des folgenden Beispiels verdeutlicht werden sollen (siehe Abb. 7.8).

Die Pull-Push-Steuerung ermöglicht es, jeden Filter der Verarbeitungspipeline anzustoßen. Daraufhin fragt er die Parameter von den vorherigen Filtern ab. Stehen die Daten nicht zur Verfügung, werden diese zunächst berechnet. Nachdem die Daten dem aufrufenden Filter übergeben sind, beginnt dieser seine Berechnungen. Anschließend stößt der Filter alle folgenden Filter für ihre Berechnungen an (siehe Abb. 7.9).

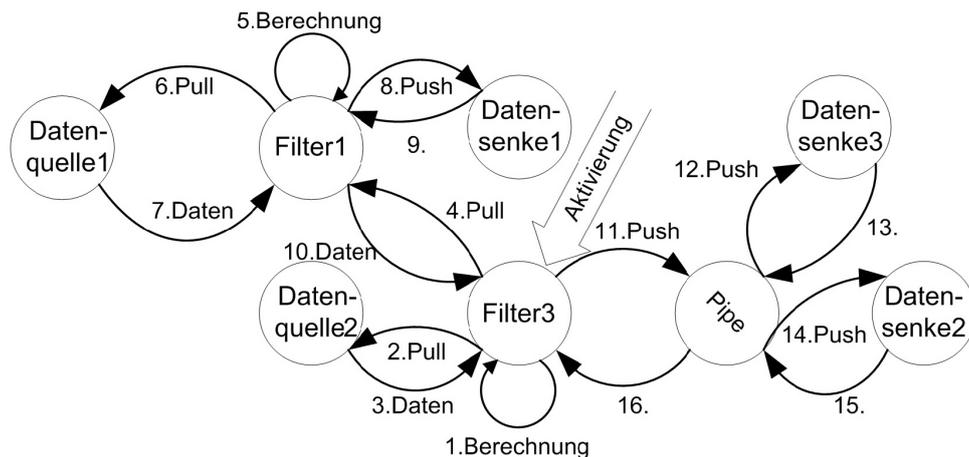


Abbildung 7.9: Prinzip des Ablaufs der Pull-Push-Steuerung verdeutlicht an der Beispielpipeline [Tra04]. Die Kreise verdeutlichen die Filter und die Pipe mit der Verzweigung. Der Ablauf mit seinen Aktivitäten ist nummeriert. Filter 3 wird angestoßen.

Dieses Verhalten ist durch mehrere Regeln definiert. Durch vielfältige Sonderfälle, die aufgrund von Rückführungen und Schleifen berücksichtigt werden müssen, ist die

Komplexität dieser Steuerungsform mit einer Anzahl von 15 Regeln ein wenig erhöht [Tra04]. Hierdurch wird die Erstellung von Pipelines erschwert, da sich die Abläufe innerhalb der Pipeline, vor allem bei mehreren Verzweigungen, nicht einfach nachvollziehen lassen.

Aufgrund der hohen Komplexität der Pull-Push-Steuerung wurden einfachere Steuerungen, wie die Push- bzw. die Pull-Steuerung implementiert. Diese Steuerungsformen unterstützen nur eine Richtung der Filteraufrufe. Um eine vollständige Abarbeitung der Pipeline zu gewährleisten, ist eine globale Verwaltungskomponente für die Steuerung der der Pipeline notwendig. Bei der Push-Steuerung werden Filter, die keinen Eingang haben, pro Berechnung einmal nacheinander angestoßen. Bei der Pull-Steuerung werden Filter, die keinen Ausgang haben, angestoßen. In der folgenden Abbildung 7.10 ist als Beispiel der Ablauf der Beispielpipeline mit Hilfe der Push-Steuerung dargestellt.

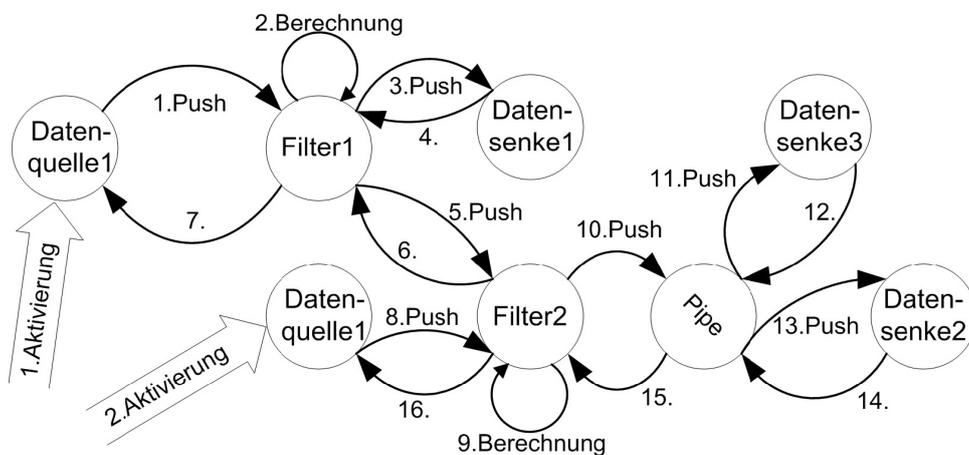


Abbildung 7.10: Prinzip des Ablaufs der Push-Steuerung verdeutlicht an der Beispielpipeline [Tra04]. Die Kreise verdeutlichen die Filter und die Pipe mit der Verzweigung. Der Ablauf mit seinen Aktivitäten ist nummeriert. Die Datenquellen werden durch eine globale Steuerung nacheinander angestoßen.

Ein weiterer Ansatz verfolgt die Unterstützung parallelisierbarer Berechnungsprozesse. Diese dem „Blackbord“-Muster [BMR⁺98] ähnelnde Steuerungsart ist als datenbasierte Steuerung realisiert. Dazu läuft jeder Filter in einem eigenen Thread und überprüft, ob seine Vor- und Nachbedingungen für die Berechnung erfüllt sind. Ist dies der Fall, beginnt der Filter mit seiner Berechnung. Da im Atisa-System zur Zeit keine Threads unterstützt werden, wird die Überprüfung der Vor- und Nachbedingung ebenfalls durch eine globale Komponente angestoßen. Eine Erweiterung auf Multithreading bleibt Gegenstand zukünftiger Entwicklungen.

Alle bisherigen Steuerungsformen arbeiten nach selbst definierten Regeln, die dem Anwender bekannt sein müssen. Die letzte Steuerungsart, die Petrinetzsteuerung², verfolgt das Ziel, bekannte, in der Literatur ausführlich beschriebene steuerungstheoretische Prinzipien zu verwenden, um so die vollständige Beschreibbarkeit der Steuerung zu gewährleisten, die

² Für die Grundlagen zu Petrinetzen wird auf entsprechende Literatur verwiesen [Pet62, Bau96, FHD00].

Verständlichkeit des Ablaufes zu erhöhen und somit die Einarbeitungszeit in das System zu reduzieren. Ein Vorteil der Petrinetzsteuerung ist die Möglichkeit, den Pipelineablauf vorher zu simulieren. Die folgende Abbildung zeigt die Realisierung des obigen Beispiels anhand eines Petrinetzes (Abb. 7.11).

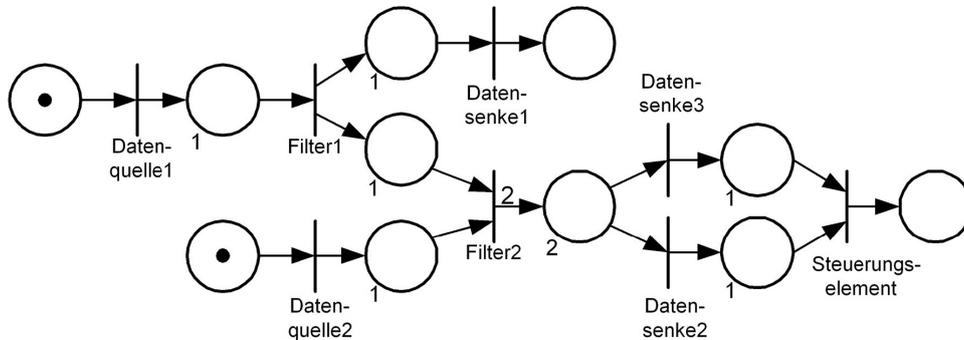


Abbildung 7.11: Darstellung der Beispielpipeline als Petrinetz. Die Steuerung arbeitet nach den Regeln der Petrinetze. Die Transitionen entsprechen den Filtern, die Plätze entsprechen den Pipes. Die Marken verdeutlichen vorhandene Daten. [Tra04].

Im Anhang (siehe Abs. A.6) befinden sich Klassendiagramme, in denen die nötigen Steuerungskomponenten für die verschiedenen Steuerungen dargestellt werden.

7.3.4 Steuerungskomponenten für nichtlineare Datenflüsse

Bei nichtlinearen Datenflüssen, wie z. B. Schleifen, sind spezielle Steuerungskomponenten notwendig, die im Folgenden vorgestellt werden.

Der „Cross-Connect“-Filter ermöglicht die Einbindung von Unterpipelines und die Integration des Systems in externe Applikationen [BMSR03]. Dazu werden dynamisch erzeugte Ein- und Ausgänge verwendet. Zu Beginn verfügt der „Cross-Connect“-Filter über keine Ein- und Ausgänge. Verbindet man eine Pipe mit dem Filter wird ein entsprechender Ein- bzw. Ausgang mit passendem Datentyp erzeugt. Eine Anwendung kann über den „Cross-Connect“-Filter in die bekannten Ausgänge beliebige Werte setzen, die Pipeline starten und Ergebniswerte von den bekannten Eingängen abfragen. Ebenso werden Unterpipelines realisiert. Zu jedem Eingang existiert ein entsprechender Ausgang für die Unterpipeline, an den die Daten übergeben werden und die Pipeline angestoßen wird. Dementsprechend existiert für jeden Ausgang ein Eingang für die Unterpipeline, über den die Ergebniswerte der Unterpipeline eingelesen werden und an die Ausgänge weitergereicht werden. Aufgrund der ungewöhnlichen Anwendung des Filters, bei der Parameter die Ausgänge des Filters darstellen und die Ergebnisse über die Eingänge abgefragt werden, trägt dieser Filter den Namen „Cross-Connect“-Filter. In der folgenden Abbildung 7.12 ist das Grundprinzip am Beispiel einer Unterpipeline verdeutlicht.

Dieses Grundprinzip wird mit weiteren Randbedingungen auch für einfache Kontrollstrukturen zur bedingten und wiederholten Abarbeitung von Unterpipelines verwendet.

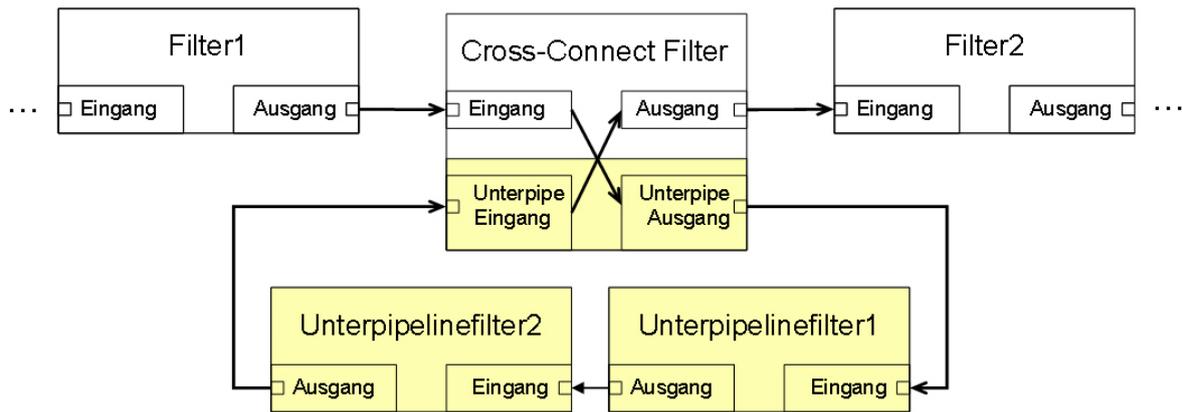


Abbildung 7.12: Grundprinzip des „Cross-Connect“-Filters am Beispiel einer Unterpipeline.
Rechtecke: Filter mit Ein- und Ausgängen; Pfeile: Pipes

Dazu zählen der If-Filter, der For-To-Filter und der allgemeine Schleifenfilter. Diese Filter stoßen in Abhängigkeit von einer definierten Bedingung eine Unterpipeline an.

Weitere Filter sind für die Blockverarbeitung von Datenströmen notwendig. Dazu zählen der Block-To-Single- und der Single-To-Block-Filter. Der Block-To-Single-Filter liest mehrere Daten, z. B. in Form eines Vektors, vom Eingang ein, legt jeden einzelnen Wert des Vektors am Ausgang an und stößt die Berechnung der Pipeline über diesen Ausgang an. Dieser Filter wird z. B. bei der Verarbeitung mehrerer durch einen Dialog ausgewählter Dateien verwendet. Der Single-To-Block-Filter arbeitet entgegengesetzt. Er puffert einzelne Werte z. B. wieder in einem Vektor und schreibt, entweder beim Erreichen einer bestimmten Anzahl oder bei einem anderen definierten Ereignis die Daten in den entsprechenden Ausgang und startet anschließend die angeschlossene Pipeline.

7.3.5 Datentypen und Parameter

Prinzipiell kann zwischen globalen Parametern und Parametern, die zwischen den Filtern ausgetauscht werden, unterschieden werden. Da bei der Verwendung von globalen Parametern jeder Filter auf diese zugreifen kann, können so ungewollte Abhängigkeiten zwischen den Filtern entstehen, weshalb in der Atisa-Softwarearchitektur globale Parameter vermieden werden.

Voraussetzung für das Verbinden zweier Filter ist, dass der Datentyp des Ausgangs des einen Filters mit dem Datentyp des Eingangs des nächsten Filters kompatibel ist. Sollen Filter verbunden werden, deren Datentypen nicht kompatibel zueinander sind, können in einigen Fällen die Daten konvertiert werden. Durch einen universellen Datentypen, der die benötigten Konvertierungen ermöglicht, kann versucht werden, dies zu vereinfachen. Die internen Berechnungen sind jedoch meist nur für wenige definierte Datentypen sinnvoll und sind meist nur für bestimmte Datentypen effizient implementiert. Bei Eingängen mit einem universellen Datentyp ist es jedoch meist nicht offensichtlich, für welche Datentypen die Algorithmen optimiert sind. Somit ist es schwierig, schnell ablaufende Pipelines zu

erstellen, da nötige Konvertierungen der Eingangs- und Ergebnisdaten nicht offensichtlich sind.

Daher erscheint es sinnvoller, unterschiedliche Datentypen für den Datentransport zu verwenden. Die dennoch notwendigen Konvertierungen können gezielt eingesetzt werden, indem zusätzliche Konvertierungsfiler eingesetzt werden. Dabei besteht das Problem, dass für jeden neuen Datentyp die benötigten Konvertierungsfiler erstellt werden müssen. Aus diesem Grund ist es sinnvoll, die Anzahl der verwendeten Datentypen so gering wie möglich zu halten. Für die Atisa-Softwarearchitektur sind einige elementare Datentypen definiert, die für die meisten Aufgaben ausreichend sind. Unabhängig davon, können weitere Datentypen inklusive der nötigen Konvertierungsfiler leicht in das System integriert werden.

Für hochparametrische Filter stehen verschiedene Konzepte zur Verfügung [Zie03]. Für die Behandlung von hochparametrischen Komponenten ist ein hoher Aufwand bei der Verbindung der Komponenten notwendig. Ein Ansatz, diesen Aufwand zu reduzieren, besteht darin, eine Trennung von Parametern und Daten einzuführen. Die Daten, die sich häufig ändern, werden wie beschrieben, zwischen den Filtern ausgetauscht. Die Parameter, die sich selten ändern, werden in beliebig erweiterbare Listen gespeichert, die zum einen die Bezeichnung des Parameters und zum anderen den zugeordneten Wert beinhalten. Diese Listen werden zusätzlich zu den Daten zwischen den Filtern ausgetauscht. Dieses Konzept ist beispielhaft in Atisa umgesetzt und ist anhand der Anbindung eines EEG-Verstärkers³ mit 34 Kanälen und 13 Parametern pro Kanal validiert [Zie03]. Die folgende Abbildung 7.13 veranschaulicht eine Pipeline zur Darstellung der Daten des dargestellten EEG-Verstärkers, bei der die Parameter über Parameterlisten weitergereicht werden.

Parameter können sich genauso wie Daten zur Laufzeit ändern. Auf diese Änderung muss das System in gleicher Weise reagieren, wie auf neue Daten. Entsprechend des „Beobachter“-Musters [GHJV96] können sich Filter (in diesem Fall die Beobachter), die benachrichtigt werden möchten, am entsprechenden Parameter (in diesem Fall das Subjekt) anmelden. Müssen viele Komponenten auf verschiedene Parameter reagieren, steigt der Aufwand für das Anmelden bei den Subjekten. Weiterhin ist die Kapselung der Parameter innerhalb von Parameterlisten nicht gegeben, so dass Parameter von beliebigen Filtern beliebig verändert werden können. Hierüber können nicht offensichtliche Abhängigkeiten zwischen den Filtern entstehen, die durch die Architektur verhindert werden sollten. Ein weiterer Ansatz, der in der Atisa-Architektur realisiert ist, ermöglicht den zentralen Zugriff auf Filterein- und -ausgänge mit einer entsprechenden Beobachtersteuerung. Aber auch dieser Ansatz brachte keine weiteren Vorteile.

Nach ausführlichen Untersuchungen [Zie03] wird der Ansatz bevorzugt verwendet, bei der keine Unterscheidung zwischen Parametern und Daten vorgenommen wird. Die

³ EEG - Elektroenzephalogramm. Für die Grundlagen wird auf entsprechende Literatur verwiesen [Ber29, ZH02]

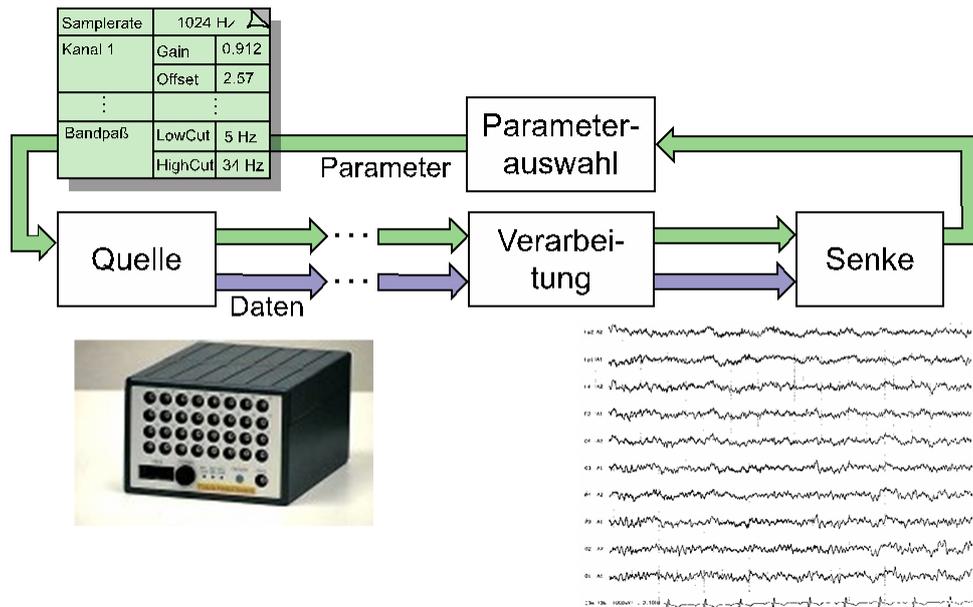


Abbildung 7.13: Beispielpipeline, welche die Daten (lila Pfeile) des dargestellten EEG-Verstärkers anzeigt und Parameter über Parameterlisten zur Verfügung stellt (grüne Pfeile) [Zie03].

Komponenten verwenden möglichst einfache Datentypen. Die Ein- und Ausgänge werden einfach miteinander verbunden. Falls eine Komponente einen anderen Datentyp benötigt, wird bewusst eine Konverterkomponente zwischen beiden Komponenten gesetzt. Durch die Überprüfung der Gültigkeit der Verbindungen beim Zusammenstellen der Pipeline werden Inkompatibilitäten vermieden. Komplizierter aufgebaute Datenstrukturen, bei denen der Aufbau feststeht, wie zum Beispiel bei verschiedenen Bildformaten, sind als zusätzliche Datentypen definiert. Weiterhin können durch die Festlegung dynamisch änderbarer Ein- und Ausgänge, ähnlich des Verfahrens des „Cross-Connect“-Filters, die Filter schlank gehalten werden. Durch Festlegung von Standardwerten und einer Oberfläche zur Unterstützung der Verbindung der Filter (siehe Abs. 7.4.3) wird der Erstellungsaufwand von Pipelines reduziert.

7.3.6 Der Microkernel

Die Hauptaufgabe des in der Atisa-Softwarearchitektur eingesetzten Microkernels ist das Verwalten der verschiedenen Signalverarbeitungskomponenten, das Zusammenstellen und Starten von Verarbeitungspipelines sowie das Bereitstellen von Schnittstellen zur Kommunikation mit dem System. Es werden zwei verschiedene Arten von Bibliotheken unterschieden, die zur Laufzeit des Systems geladen werden. Zum einen werden Bibliotheken verwendet, in denen Signalverarbeitungskomponenten gekapselt werden, zum anderen Bibliotheken, die den Microkernel um zusätzliche Funktionalität erweitern (siehe Abb. 7.3). Beim Start des Microkernels wird eine Standardbibliothek geladen, die eine Grundfunktionalität des Systems enthält. Diese Funktionalität kann durch anschließendes Laden zusätzlicher Bibliotheken ersetzt bzw. erweitert werden. Dieses Plugin-Prinzip wird durch die Verwendung

des „Strategie“-Musters [GHJV96] erreicht.

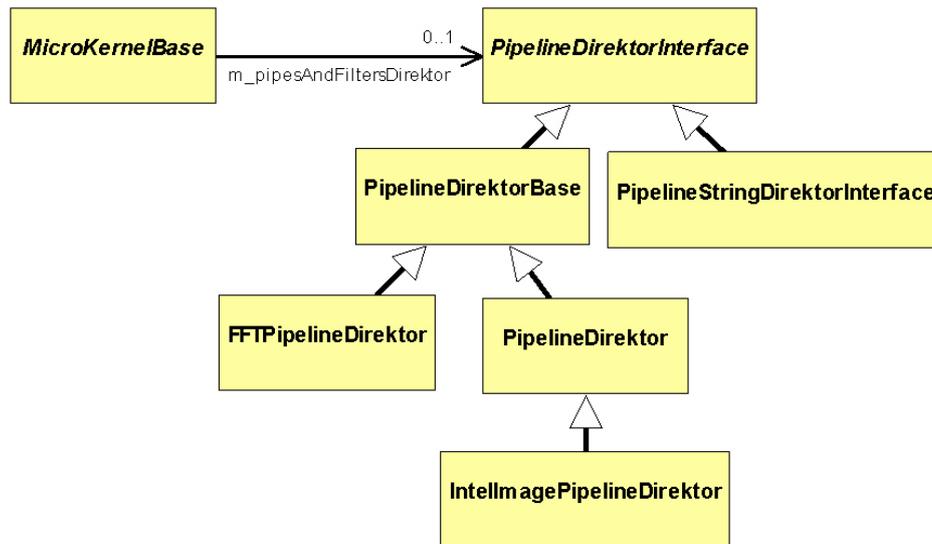


Abbildung 7.14: Verwendung des Strategie-Musters am Beispiel verschiedener Pipelinedirektoren des Atisa-Microkernels. Der *FFTPipelineDirektor* und der *IntelImagePipelineDirektor* erstellen fest implementierte Pipelines, die von *PipelineStringDirektorInterface* abgeleiteten Klassen ermöglichen die Erstellung von Pipelines auf Grundlage einer textuellen Beschreibung (siehe Abs. 7.4.2).

Für jede Aufgabe, die der Microkernel zu erfüllen hat, wird nach dem „Strategie“-Muster eine Strategieklass erstellt, die als Basisklasse für die konkreten Klassen dient, in denen die Algorithmen zur Erfüllung der Aufgaben implementiert sind. Die obige Abbildung 7.14 zeigt ein Beispiel für unterschiedliche Pipelinedirektoren.

Das in der folgenden Abbildung 7.15 dargestellte Klassendiagramm zeigt die Komponenten des Atisa-Microkernels, die im Folgenden näher vorgestellt werden.

Zu den ersten Aufgaben, die der Microkernel zu erfüllen hat, zählt das Laden und Verwalten der verschiedenen Bibliotheken. Diese Aufgabe wird von dem Dll-Manager übernommen. Er lädt die Bibliotheken und verwaltet die Zeiger auf die Dll's. Beim Beenden des Programms oder wenn die Bibliotheken nicht mehr benötigt werden, gibt er die Bibliotheken wieder frei.

Die Pipes und Filter, die in den Bibliotheken gekapselt sind, werden in einem „Pipes and Filters Manager“ verwaltet. Er führt eine Liste aller Pipes und Filter und ermöglicht durch das Suchen mit Hilfe des Namens den Zugriff auf die Komponenten. Außerdem löscht er beim Beenden des Programms alle Referenzen auf die verwalteten Komponenten.

Das Erstellen der Verarbeitungspipelines erfolgt mit Hilfe des Erbauer-Erzeugungsmusters [GHJV96]. Dazu wird die Aufgabe des Erzeugens der Pipelines in zwei Komponenten unterteilt. Zum einen in den Erbauer, der für das Erzeugen der Objekte und für das Verknüpfen der Filter verantwortlich ist, zum anderen in den Direktor der festlegt, welche Filter wie miteinander verbunden werden sollen. Der Direktor entspricht also der Kompo-

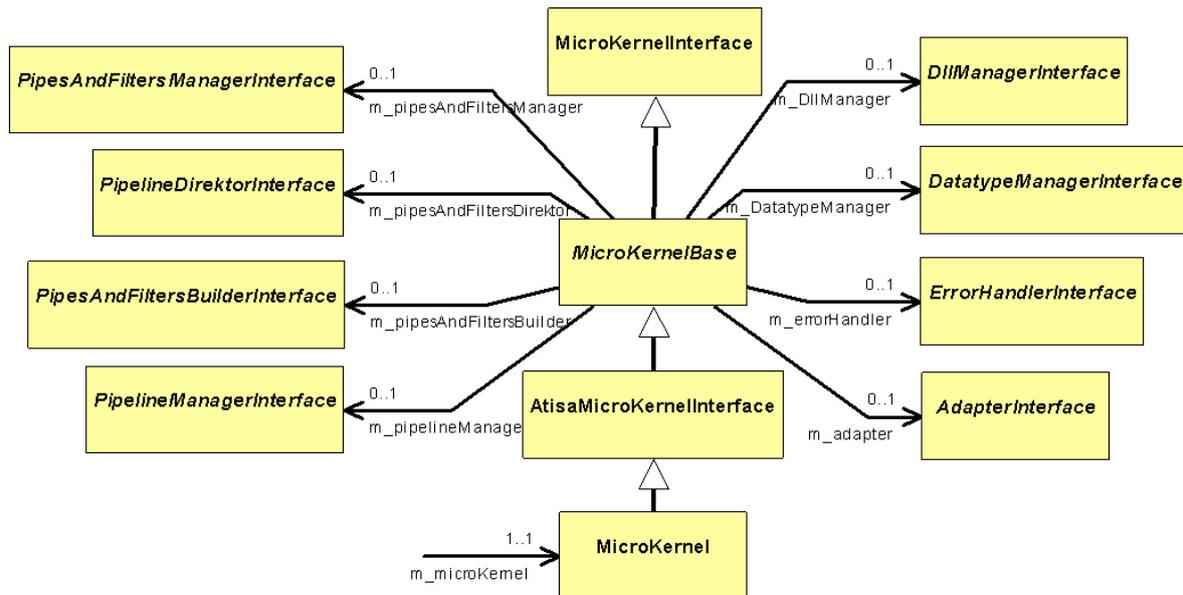


Abbildung 7.15: Klassendiagramm der Microkernelkomponenten der Atisa-Softwarearchitektur

nente, in der die Signalverarbeitungsstrategie implementiert wird. Der Erbauer und der Direktor können, wie alle Microkernelkomponenten, durch das Strategiemuster einfach ausgetauscht werden (siehe Abb. 7.14). Somit ist es durch einfaches Laden einer Bibliothek, in der ein Direktor gekapselt ist, möglich, die Signalverarbeitungspipeline zu ändern.

Die mit dem Direktor erstellten Pipelines werden mit dem Pipelinemanager verwaltet. Diese Komponente verwaltet eine Liste aller Komponenten, die in einer Pipeline vorhanden sind. Sie ermöglicht das Starten, das Zurücksetzen und das einfache Austauschen existierender Pipelines. Da der Pipelinemanager eine Liste von Pipelines enthält, ist es möglich mehrere Pipelines zu verwalten, die auch gleichzeitig abgearbeitet werden können.

Eine weitere Komponente ist der Datentypmanager. Er bietet einen Überblick über alle am System registrierten Datentypen und hält von jedem dieser Datentypen eine Referenz. Durch eine abstrakte „Klonmethode“ kann der Datentypmanager von jedem Datentyp ein Objekt erzeugen.

Schließlich werden auftretende Fehler in einem ErrorHandler verwaltet. Dabei werden Nachrichten, Meldungen und Fehler unterschieden. Damit sichergestellt ist, dass jede Komponente des Systems auf die gleiche Instanz des Errorhandlers und des Microkernels zugreifen, ist der ErrorHandler und der Microkernel nach dem „Singleton“-Muster [GHJV96] implementiert.

Die Kommunikation mit dem System geschieht durch verschiedene Adapter, die durch die Verwendung des „Dekorierer“-Musters [GHJV96], auf verschiedene Anforderungen angepasst werden können. Der einfache Adapter umfasst die grundlegende Funktionalität aller Adapter. Für zusätzliche Funktionalitäten werden entsprechende Adapter-Dekorierer entwickelt. Das folgende Klassendiagramm (siehe Abb. 7.16) verdeutlicht das Prinzip am

Beispiel eines „Parser Adapters“, bei dem das System als eigenständige Anwendung mit der Übergabe einer Pipelinedefinition in Textform gestartet werden kann. Die Pipelinedefinition wird von einem entwickelten Parser (siehe Abs. 7.4.2) ausgewertet. Es wird eine entsprechende Pipeline erstellt, die anschließend gestartet wird. Dieser Parser wird auch bei einem Adapter verwendet, der eine graphische Oberfläche für die Entwicklung von Pipelines bietet (siehe Abs. 7.4.3).

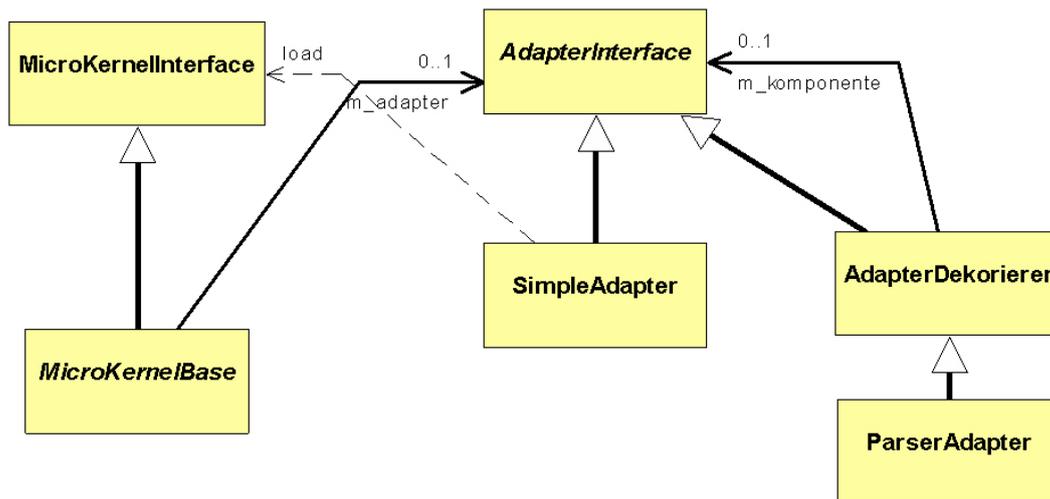


Abbildung 7.16: Beispiel der Umsetzung eines einfachen Parser Adapters mit Hilfe des „Dekorierer“-Musters [GHJV96]

7.4 Anwendung der Atisa-Architektur

Ein Nachteil der komplexen Atisa-Softwarearchitektur ist, dass für die Implementierung neuer Komponenten ein gewisses Grundlagenwissen über die Architektur notwendig ist. Zum Anlegen neuer Komponenten ist es notwendig, von einer Basisklasse eine eigene Klasse abzuleiten und anschließend abstrakte Methoden zu überschreiben.

Im Folgenden werden verschiedene entwickelte Komponenten vorgestellt, welche die Verwendung der Atisa-Softwarearchitektur erleichtern sollen.

7.4.1 Anlegen von Filtern

Um einen neuen Filter zu erzeugen, ist es notwendig, eine Filterklasse von einer Filterbasisklasse abzuleiten und die vorgesehene Berechnungsmethode sowie weitere Verwaltungsmethoden zu überschreiben. Wie im obigen Abschnitt 7.3.2 beschrieben ist, benötigt jeder Filter eine Filterbeschreibung. Um diese anzulegen, wird eine weitere Klasse von der Beschreibungsbasisklasse abgeleitet und die Beschreibung in einer entsprechenden Methode eingefügt. Wie in dem Abschnitt 7.3.2 beschrieben ist, legt die Filterbeschreibungskomponente den eigentlichen Filter an. Die entsprechende abstrakte Methode ist

ebenfalls zu überschreiben.

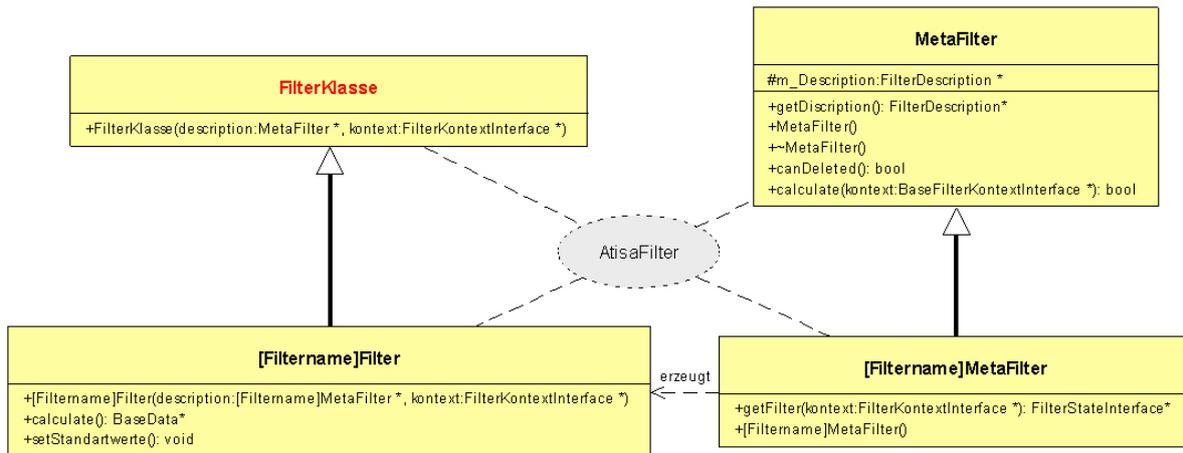


Abbildung 7.17: Klassendiagramm des Musters zur Erstellung eines neuen Filters. Zum Erstellen eigener Filter müssen zwei Klassen von den dargestellten Basisklassen abgeleitet werden. Der in eckigen Klammern gesetzte Filtername kann beliebig gewählt werden.

Diese Beschreibung der notwendigen Tätigkeiten, um einen neuen Filter anzulegen, ist als Muster definiert (siehe Abb. 7.17). Die Atisa-Softwarearchitektur ist mit Hilfe eines Modellierungswerkzeugs modelliert, das die Erstellung und Instanziierung eigener Muster sowie die Codegenerierung unterstützt⁴. Hierdurch ist es möglich, einfach neue Filter zu modellieren. Aus dem so erstellten Modell kann mit Hilfe des Codegenerators das Grundgerüst der neuen Komponente erzeugt werden.

7.4.2 Pipeline-Beschreibung

Für die einfache Erstellung von Pipelines können diese in Textform definiert werden. Hierfür steht eine entwickelte formale Sprache mit einer entsprechenden Grammatik zur Verfügung. Folgend sind als Beispiel eine vereinfachte Definition der Verbindung zweier Filter und die Verbindung eines Filtereingangs mit einer Konstanten dargestellt⁵.

```

<Filter>_Id:<ID>_Out:<Ausgang>-[Id:<Pipe>]><Filter>_Id:<ID>_In:<Eingang>
'<Konstante>'-[Id:<Pipe>]><Filter>_Id:<ID>_In:<Eingang>
  
```

Das folgende Beispiel zeigt, wie der Ausgang eines Kantenerkennungsfilters mit dem Eingang eines merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsfilters verbunden wird.

```

CVFixedFilterEdgeList_Id:Filter1_Out:EdgeList
-> MatchEdgeNormiertLists_Id:Filter0_In:MatchEdgeList
  
```

⁴ Es wurde die Objekttechnologie-Werkbank verwendet [Bur98].

⁵ Die Ausdrücke in spitzen Klammern verdeutlichen Komponentenbezeichnungen und ID's. Eckige Klammern verdeutlichen optionale Bestandteile.

Über einen Parser, wird die Pipelinebeschreibung ausgewertet. Dieser ist als Direktor (siehe Abs. 7.3.6) implementiert und in einer vom Microkernel ladbaren Bibliothek gekapselt.

Für die Erstellung der Pipelinebeschreibung kann ein beliebiger Editor oder die im folgenden Abschnitt kurz vorgestellte entwickelte AtisaNT-Oberfläche verwendet werden.

7.4.3 Die Oberfläche AtisaNT

Die folgende Abbildung zeigt die über einen Adapter an das Microkernel System angebundene Oberfläche, die in Anlehnung an die ursprüngliche Signalverarbeitungssoftware „AtisaNT“ genannt wird.

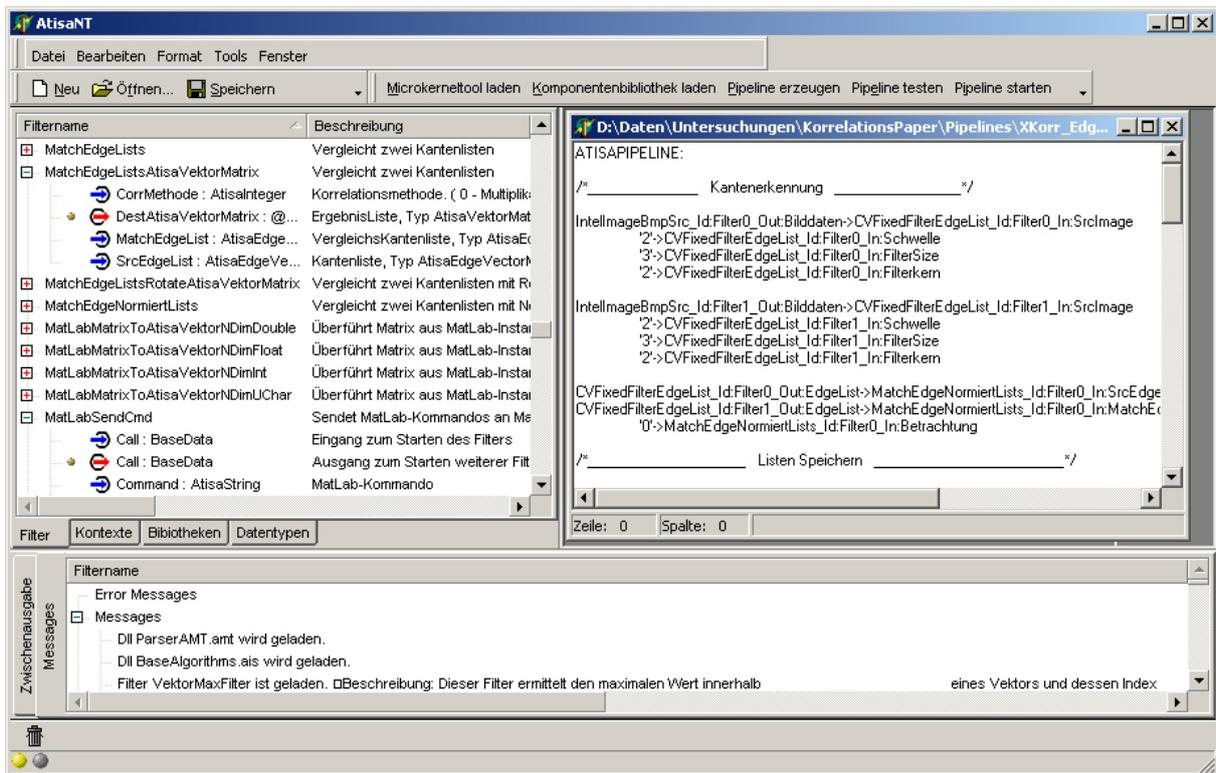


Abbildung 7.18: Die AtisaNT Oberfläche mit der Pipelines erstellt und gestartet werden können. Links: geladene Filter; Rechts: Pipelinebeschreibung; Unten: Fehlermeldungen

Auf der linken Seite sieht man eine Übersicht über die geladenen Filter. Es ist die oben (siehe Abs. 7.2.2) vorgestellte Beschreibung der Filter zu erkennen. Es sind die Ein- und Ausgänge mit ihren Datentypen und deren Beschreibung zu erkennen. Über die darunter befindlichen Tabs können die weiteren Komponenten des Microkernels angezeigt werden. Über die in der Toolbar befindlichen Buttons sind die wichtigsten Aktionen, wie das Laden von Bibliotheken, das Erstellen und Starten von Pipelines aktivierbar. Als Datei ist eine Pipelinebeschreibung zur merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation anhand von Standardkantendetektoren geöffnet, die für die in dieser Arbeit vorgestellten Untersuchungen (siehe Abs. 5.5) verwendet wird. Im unteren Bereich befinden sich die Fehler- und Statusausgaben des Systems.

Um die Erstellung von Pipelines zu erleichtern, steht ein Wizard zur Verfügung, der es ermöglicht, Filter einfach miteinander zu verbinden.

7.5 Implementierung der Kreuzkorrelationsverfahren

Durch die gezielte Ausrichtung der Atisa-Softwarearchitektur auf Erweiterbarkeit, Austauschbarkeit und Wiederverwendbarkeit sind die Einsatzmöglichkeiten dieser Architektur sehr vielfältig. Es ist zum Beispiel als ein Signalanalysetool, als eine eigenständig ablaufende Anwendung, als eingebettetes Analysewerkzeug in andere Softwaresysteme oder auch als ein verteiltes Signalanalysetool einsetzbar.

Die für die in dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen benötigten Algorithmen sind mit Hilfe der vorgestellten Atisa-Softwarearchitektur implementiert. Durch die Vorteile der Architektur ist eine schnelle Implementierung der verwendeten Algorithmen in C++ und die Verwendung von optimierten Bibliotheken wie der IPL⁶ [Int01a] ermöglicht worden. Auch die Anbindung der Analyse und Visualisierungsmöglichkeiten von Matlab [The07a] sind für die Untersuchungen dieser Arbeit von Vorteil.

So sind über 250 verschiedene Filter zur Signal- und Bildverarbeitung entstanden. Aber auch Komponenten zur Ablaufsteuerung, zur Komponentenverwaltung oder Komponenten zur Kommunikation mit dem Atisa-System stehen zur Verfügung. Im Folgenden soll beispielhaft auf einige Komponenten näher eingegangen werden, die im Rahmen dieser Arbeit entstanden sind.

7.5.1 Datentypen für die Bildverarbeitung

Das Klassendiagramm in Abbildung 7.19 zeigt die wichtigsten Datentypen, für die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen.

Die Implementierungen für Vektoren und Arrays sind als Templateklassen implementiert und ermöglichen die Verwendung von ein- oder zweidimensionalen Feldern. Sie sind von der Basisklasse `BaseDimData` abgeleitet, in der die Anzahl der Elemente gespeichert ist. Die Templateklasse `AtisaVektorMatrix` bildet eine zweidimensionale Matrix auf einen Vektor ab (*Gl. 3.4*). Mit diesem Datentyp sind die meisten Algorithmen, die in dieser Arbeit verwendet werden, implementiert. Um beliebig dimensionale Vektoren zu erzeugen, kann die Templateklasse `AtisaVektor_N_Dim` verwendet werden. Über das Attribut `m_size` kann eine beliebige Dimension festgelegt werden, indem in einem Vektor die Größe pro Dimension hinterlegt wird. Entsprechend der Klasse `AtisaVektorMatrix` wird der beliebig dimensionale Vektor auf einen eindimensionalen Vektor abgebildet.

Für die Algorithmen der IPL bzw. der OpenCV [Int01a, Int01b] stehen die hierfür benötigten Datentypen zur Verfügung.

⁶ Nachfolger ist die ebenfalls von Intel bereitgestellte IPP (Integrated Performance Primitives) [Int01a].

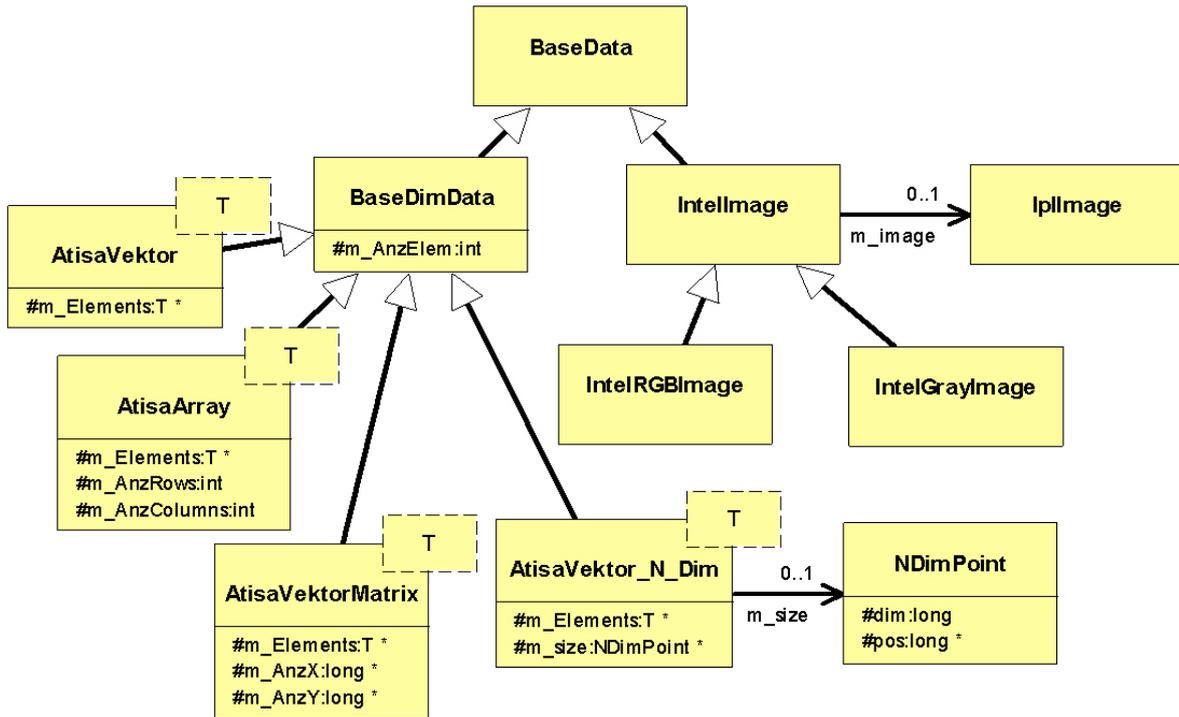


Abbildung 7.19: Klassendiagramm der wichtigsten Bilddatentypen der Atisa-Softwarearchitektur. Es sind die Klassen für einfache Vektoren, Matrizen und die Klassen zur Einbindung der IPL-Datentypen dargestellt

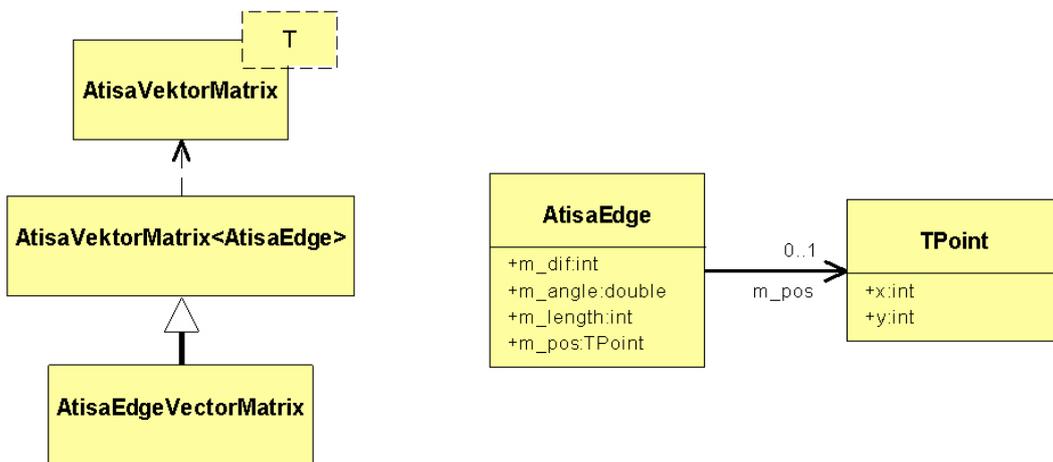


Abbildung 7.20: Klassendiagramm der Kantentypen der Atisa-Softwarearchitektur. links - die Klassen zur Implementierung von Vektoren, die eine beliebige Anzahl von Kantenpunkten beinhalten, die zur Speicherung von Merkmalslistenbilder benötigt werden; rechts - Aufbau eines Kantenpunktes

Neben den Bilddatentypen werden Merkmalslisten verwendet. Diese sind im Klassendiagramm in Abbildung 7.20 dargestellt. Die Klasse `AtisaEdge` enthält neben der Position einer Kante, die Kantenhöhe, die Kantenlänge und den Winkel der Kante. Somit können

neben den Ergebnissen einfacher Kantenerkennungen, wie dem Sobel-Operator, auch die Ergebnisse der regelbasierten Kantenrekenung (siehe Abs. 4.3.3) gespeichert werden. Dieser Kantentyp wird als Templateparameter für die Templateklasse `AtisaVektorMatrix` verwendet. Diese Klasse besitzt Attribute zur Speicherung der Größe des Merkmalsbildes. Auch ein vollständiges Grauwertbild kann so in Listenform (*Gl. 3.5*) gespeichert werden, indem nur die Position und der Grauwert als Differenzwert der Klasse `AtisaEdge` verwendet wird.

7.5.2 Klassen zur Kreuzkorrelation

Die Komponenten zur Berechnung der verschiedenen Kreuzkorrelationsverfahren sind für diese Arbeit von zentralem Interesse. Der prinzipielle Aufbau dieser, wird im Folgenden dargestellt. Die Filter- sowie die Metafilterklassen zu den MIKV zeigt das folgende Klassendiagramm (Abb. 7.21).

Aufgrund der unterschiedlichen Anzahl von Parametern wird zwischen zwei verschiedenen Arten von Filtern für die MIKV unterschieden. Die Klasse `MatchEdgeListsFilter` benötigt neben weiteren Parametern nur zwei Bilder als Eingang, das Quellbild und das Templatebild. Die Klasse `MatchEdgeNormiertListsFilter` besitzt weitere Eingänge, über die Bilder zur Normierung, wie z. B. Bilder mit den lokalen Mittelwerten, angegeben werden. Die Filterklassen bilden nur ein Interface zu der „Pipes and Filters“-Umgebung. Die eigentlichen Berechnungen sind in Berechnungsklassen ausgelagert. Die wichtigsten sind im folgenden Klassendiagramm (Abb. 7.22) dargestellt.

Die Berechnungsklassen für die MIKK (*Gl. 4.18*), die MIDKK (*Gl. 4.26*) und die

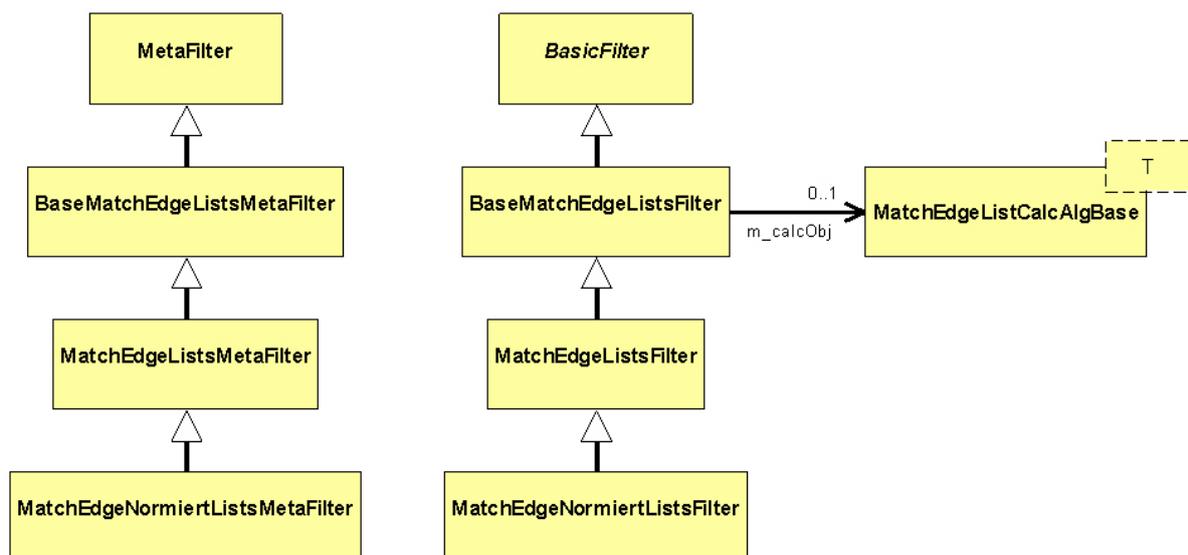


Abbildung 7.21: Klassendiagramm der Filter und Metafilter zur merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation, die im Rahmen dieser Arbeit eingesetzt werden.

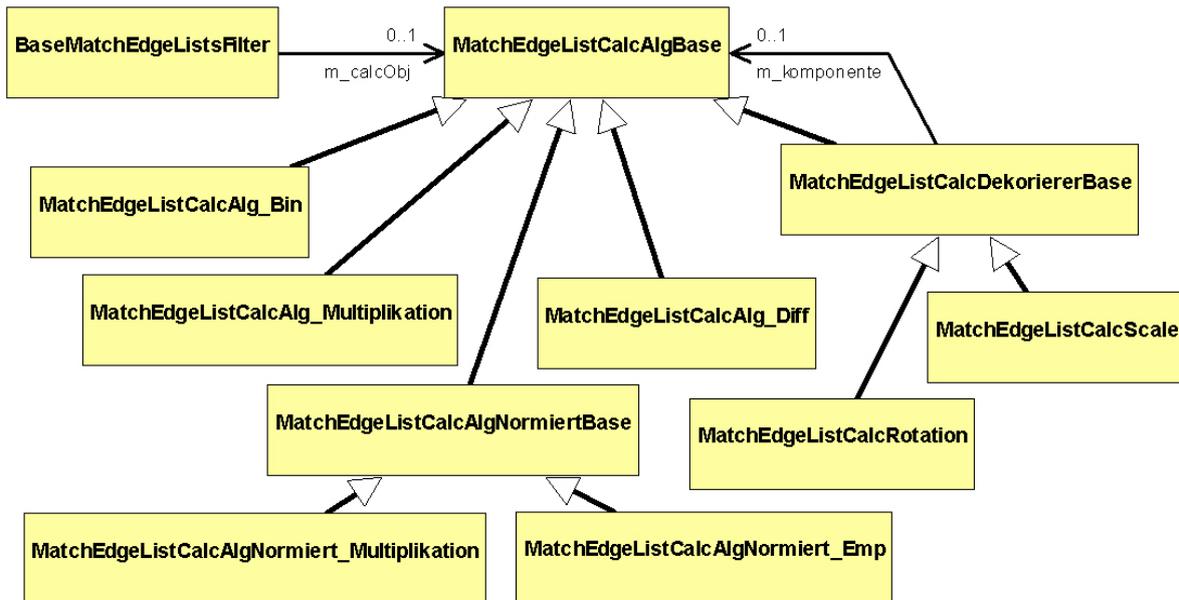


Abbildung 7.22: Klassendiagramm der Berechnungsklassen, die als Berechnungsobjekte für die Filter der MKV dienen

MIBKK (*Gl. 4.24*) sind von der Klasse `MatchEdgeListCalcAlgBase` abgeleitet. Sie benötigen zwei Bilder als Parameter, die von der entsprechenden Filterklasse übergeben werden. Die Klassen, die von der Klasse `MatchEdgeListCalcAlgNormiertBase` abgeleitet sind, benötigen zusätzliche Bilder und werden von der Filterklasse `MatchEdgeNormiertListsFilter` (siehe Abb. 7.21) verwendet.

Die Implementierung der in den obigen Abschnitten (siehe Abs. 4.1) vorgestellten MKV auf Grundlage der listenbasierten Verfahren nach Gleichung (*Gl. 4.4*), wird am Beispiel der MIKK (siehe *Gl. 4.18*) an dem folgenden vereinfachten C++-Quellcode verdeutlicht.

```

...
1  norm=1.0 / anzTmpElem; //Berchnung des Normierungswertes
2  AtisaEdge* edgeSrc,*edgeTemp; //Zeiger auf die Merkmalslisten
3  edgeSrc=image;
4  //Originalbild-Liste durchlaufen
5  for (int i=0; i<anzSrcElem; i++,edgeSrc++){
6    edgeTemp=templateList;
7    //Templatebild-Liste durchlaufen
8    for (int j=0; j<anzTmpElem; j++,edgeTemp++){
9      //Berechnung der Position P_(x,y,i,j)
10     pos=(edgeSrc->m_pos.x-edgeTemp->m_pos.x+sizeTempX-1)//X
        +((edgeSrc->m_pos.y-edgeTemp->m_pos.y+sizeTempY-1)*sizeDestX);//Y
11     //Aufsummierung des Abstandsmaßes c_(i,j) auf die Summationsmatrix
12     retval[pos]=retval[pos]+(edgeSrc->m_dif*edgeTemp->m_dif*norm);
13   } }
...

```


7.5.3 Beispielpipelines

Die oben beschriebene Architektur hat für die durchgeführten Analysen den Vorteil, dass die zur Berechnung verwendeten Algorithmen leicht ausgetauscht werden können. Die Anbindung von vorhandener Software, wie zum Beispiel Matlab, ist ein weiterer Vorteil.

Die Flexibilität der Architektur soll anhand der folgenden Pipeline (siehe Abb. 7.24) verdeutlicht werden. Sie zeigt vereinfacht eine Pipeline mit ihren Komponenten, wie sie für die in den obigen Abschnitten (siehe Abs. 5.5) vorgestellten Analysen verwendet wird.

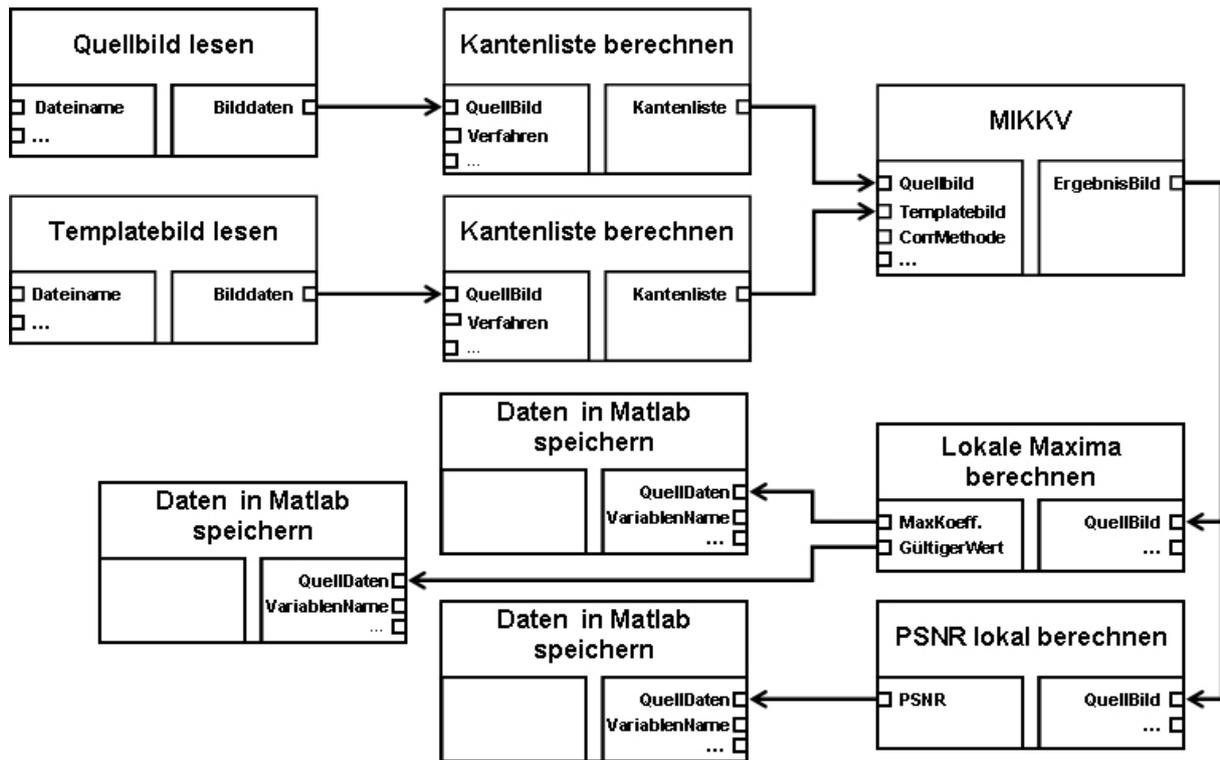


Abbildung 7.24: Vereinfachte Beispielpipeline zur Berechnung der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation, wie sie für den Vergleich der Merkmalsextraktionsverfahren verwendet wird (siehe Abs. 5.5)

Zur Variation der Bilddaten wird der Dateiname verändert, der am Eingang des Filters „Bild lesen“ anliegt. In den obigen Analysen wird weiterhin die Art der Kantenerkennung variiert. Dies wird durch Änderung des Eingangs „Verfahren“ der Filter „Kantenliste berechnen“ oder durch Austauschen dieses Filters durch einen anderen mit gleichen Ein- und Ausgängen erreicht. Ein Beispiel hierfür ist die Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung (siehe Abs. 4.3.3) anstelle eines Filters zur Kantenerkennung mit Hilfe eines Sobel-Operators. Für die Änderung der MIKV kann ebenfalls ein Eingang, genauer, der Eingang „CorrMethode“ des Filters „MIKKV“, verändert werden. Für die Verfahren die zusätzliche lokale Bildparameter benötigen, wird der Filter durch Filter der Klasse `MatchEdgeNormiertListsFilter` ersetzt (siehe Abb. 7.22). Zusätzlich müssen die Bilder mit den lokalen Bildparametern berechnet werden. Hierfür werden entsprechende Filter der

Pipeline hinzugefügt und mit dem „Bild lesen“-Filtern verbunden. Im obigen Abschnitt 5.4 wird für die Auswertung entweder die Position des maximalen Koeffizienten oder der zentrale Wert verwendet. Dem entsprechend wird der Filter „Lokale Maxima berechnen“ verwendet oder durch einen Filter ersetzt, der die Werte an der zentralen Position liefert. Auch das PSNR wird nicht in jeder Analyse verwendet (siehe Abs. 5). In diesem Fall fällt dieser Filter weg. Die berechneten Daten werden nach Matlab übertragen und dort gespeichert. Der Variablenname wird über entsprechende Eingänge am Filter „Daten in Matlab speichern“ festgelegt.

Die Anzahl der Variationen pro Testreihe ist in den obigen Untersuchungen sehr hoch. Daher werden die verschiedenen Variationen pro Analyse in einer Scriptdatei zusammengefasst. Für jede Variation wird eine neue Pipeline erzeugt und die Eingänge mit den variierenden Parametern gesetzt. Anschließend wird die Pipeline gestartet.

Das folgende vereinfachte Beispiel zeigt einen Ausschnitt aus einer solchen Scriptdatei:

```
1 ----- Kreis -----
2 *** Skalierung
3 Pipeline:"...\Pipelines\XKorr_Edge.apd"
4 Parameter:
5 "'...\Skalkreise.bmp' -> IntelImageBmpSrc_Id:Filter0_In:FileName
6 '...\TempKreis.bmp' -> IntelImageBmpSrc_Id:Filter1_In:FileName
7 'KreisScale_e_Mul' -> FloatToMatlab_Id:Filter0_In:MatLabMatrixNameIn
8 'KreisScale_v_Mul' -> UCharToMatlab_Id:Filter0_In:MatLabMatrixNameIn
9 'KreisScale_PSNR_Mul' -> FloatToMatlab_Id:Filter1_In:MatLabMatrixNameIn
10 '2' -> MatchEdgeNormiertLists_Id:Filter0_In:CorrMethode"
11 ...
```

In Zeile 3 wird die Pipelinebeschreibung festgelegt. Mit Hilfe der folgenden Parameter, werden die Eingänge der Filter der geladenen Pipeline verändert. Es werden die Testbilder (Zeile 5 und 6), die Matlab-Variablenamen (Zeilen 7 bis 9) und die Art der MLKK (Zeile 10) festgelegt.

8 Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit werden die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (MIKV) vorgestellt. Es werden die Vor- und Nachteile der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren untersucht und deren praktischer Einsatz auf dem Gebiet der medizinischen Bildverarbeitung vorgestellt. Grundlage für die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sind die Ergebnisse eines Merkmalsextraktionsverfahrens. An dieses werden hohe Anforderungen gestellt. Hierfür wird eine regelbasierte Kantenerkennung vorgestellt, die diese Anforderungen erfüllt. Sie ermöglicht es ohne Änderung von Parametern, sowohl ein Pixel breite Kantenanstiege als auch beliebig lange Kantenanstiege zu detektieren (siehe Abs. 4.3.3).

Der Ansatz der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren beruht auf der Radontransformation [Rad17]. Sieht man jeden Punkt eines Templates als Parameterkurve im Sinne der generalisierten Radon-Transformation an, erhält man die zweidimensionale Kreuzkorrelation [BL02]. In Kombination mit der „Image-Point-Mapping“-Technik kann die Radontransformation effizient berechnet werden [HT96]. Je weniger Werte ungleich Null in den Bildern und dem Template vorhanden sind, desto schneller lässt sich das Verfahren berechnen. Durch die Merkmalsextraktion kann die Anzahl der Punkte ungleich Null reduziert werden. Zusätzlich ist aus der Literatur bekannt, dass die Verwendung des Laplacefilters den Peak der Kreuzkorrelation verstärkt [BYX82].

Die listenbasierte Kreuzkorrelation beinhaltet eine Multiplikation. Da die Multiplikation mit einer Null wiederum Null ergibt, können Listeneinträge mit einem Wert von Null weggelassen werden, ohne dass das Ergebnis beeinflusst wird (*Gl. 4.27*). Werden alternative Abstandsmaße verwendet, wie z. B. bei der normierten Kreuzkorrelation (*Gl. 3.10*), ist diese Voraussetzung nicht erfüllt. Im Rahmen dieser Arbeit werden die alternativen listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren um diese Bedingung erweitert (*Gl. 4.27*). Weiterhin wird die Berechnung der verschiedenen Abstandsmaße von der Bestimmung der Position, an der die Ergebnisse Einfluss auf das Ergebnis haben, getrennt. Die verschiedenen vorgestellten MIKV unterscheiden sich somit nur noch in der Definition des Abstandsmaßes voneinander (als Beispiel siehe (*Gl. 4.21*)).

Durch die zusätzliche Bedingung weichen die Ergebnisse einiger merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren von den ursprünglichen Ergebnissen ab, wie es im Abschnitt 5.1 gezeigt wird. Es hat sich gezeigt, dass die merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation mit dem quadratischen Abstand (MIQDKK) so schlechte Ergebnisse liefert, dass für die weiteren Untersuchungen nur noch die sehr viel bessere, einfachere und somit schnellere

merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation mit einfacher Differenz (MIDKK) verwendet wird. Die Ergebnisse der Verfahren, bei denen die Bedingung (*Gl. 4.27*) erfüllt ist, liefern mit den entsprechenden pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren (PxKV) übereinstimmende Ergebnisse.

Die anschließenden Untersuchungen anhand verschiedener synthetischer Bilder haben gezeigt, dass die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren empfindlich gegenüber allen Veränderungen des Objektes im Bild reagieren (siehe Abs. 5). Außerdem variiert die Position, die Höhe der Koeffizienten und das PSNR bei gestörten Bildern stärker als bei den PxKV. Die Empfindlichkeit ist abhängig von der zugrundeliegenden Merkmalsextraktion (siehe Abs. 5.5). Andererseits liefern die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren hohe Werte des PSNR und sehr deutliche Peaks der Koeffizienten und des PSNR sowie einen hohen Wert des PSNR. Hierdurch ist möglich, dass kleine Unterschiede zwischen verschiedenen Objekten detektiert werden können, dass ähnliche Objekte in Bildern gefunden werden können und dass sich die Ergebnisse deutlich von dem Fall unterscheiden, bei dem sich das Objekt nicht im Bild befindet. Weiterhin arbeiten die Algorithmen sehr schnell und können weiterhin leicht parallelisiert werden.

Bei den hier untersuchten künstlichen Bildern lieferten die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren bis zu 19-mal schneller das Korrelationsergebnis. Weiterhin hat sich gezeigt, dass die Ergebnisse der Kreuzkorrelationsverfahren je nach dem zu suchendem Objekt voneinander unterscheiden können¹.

Als beste Kombination aus Kreuzkorrelations- und Merkmalsextraktionsverfahren hat sich die MIDKK mit der regelbasierten Kantenerkennung erwiesen, wobei andere Merkmalsextraktionsverfahren, z. B. auf Grundlage des Sobel-Operators auch gute Ergebnisse liefern (siehe Abs. 5.5).

Die Ergebnisse der Untersuchungen anhand synthetischer Bilder haben sich bei den Analysen anhand medizinischer Aufgabenstellungen bestätigt. Es hat sich gezeigt, dass sich die Empfindlichkeit der Algorithmen, auch bei medizinischen Bilddaten durch die hohen Werte des PSNR, die deutlichen Peaks der Koeffizientenwerte und des PSNR positiv auswirken. Die Ergebnisse der MIBKK waren bei den praktischen Anwendungen besser, als die Ergebnisse der Untersuchungen auf Grundlage der künstlichen Bilder vermuten ließen.

Es hat sich gezeigt, dass eine Bewegungskompensation der Augenhintergrundbewegung mit Hilfe der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren möglich ist. Hierfür eignen sich mittlere (100×100 Pixel) bis große Templates (200×200 Pixel) am besten. Große Templates haben den Vorteil, dass sie sehr gut detektiert werden, besitzen jedoch den Nachteil, dass die Merkmalslisten größer sind, was eine längere Berechnungszeit zur Folge hat. Die Merkmalerkennung hat, wie sich schon bei den Untersuchungen mittels der künstlichen Bilder gezeigt hat, Einfluss auf das Ergebnis. Auch bei den medizinischen

¹ Als Beispiele können die Ergebnisse der Kreuz- und Dreieck-Objekte genannt werden (Abs. 5).

Aufgabenstellungen liefert die MIDKK in Kombination mit der regelbasierten Kantenerkennung die besten Ergebnisse. Aber auch bei Verwendung der Kantenerkennung auf Grundlage des Sobel-Operators und bei Verwendung der Canny-Kantenerkennung werden gute Ergebnisse erreicht. Nur bei Verwendung des Harris-Eckendetektor werden in der hier verwendeten Form schlechte Ergebnisse (Abs. 6.2.3) erreicht. Darüberhinaus wird ein Verfahren vorgestellt, dass mit Hilfe der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren automatisch Templates für die Bewegungskompensation von Fundusbildern ermittelt (siehe Abs. 6.2.4).

Die Anwendung der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren zur Dosimetrieunterstützung der Radiorezeptortherapie hat gezeigt, dass die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren auch bei den stark verrauschten nuklearmedizinischen Bild-daten eingesetzt werden können (siehe Abs. 6.3). Mit dem vorgestellten Verfahren ist es möglich, einen zeitaufwendigen Schritt bei dieser Therapie zu beschleunigen.

Neben dem Einsatz für die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren hat sich gezeigt, dass die regelbasierte Kantenerkennung auch für andere Aufgabenstellungen geeignet ist. Im Abschnitt 6.1 wird eine Anwendung vorgestellt, bei der die regelbasierte Kantenerkennung für die Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos verwendet wird.

Für die schnelle Implementierung der für diese Arbeit nötigen Algorithmen wurde eine neue Softwarearchitektur konzipiert, modelliert und implementiert. Diese Softwarearchitektur konnte vorteilhaft für die Entwicklung der Algorithmen eingesetzt werden, da die Algorithmen für die verschiedenen Untersuchungen leicht ausgetauscht, wiederverwendet und erweitert werden konnten. Dies wird durch die Kombination aus den folgenden drei Mustern erreicht:

- „Pipes and Filters“-Muster zur Erstellung von Komponenten, die einfach zu Signal- und Bildverarbeitungspipelines aneinandergehängt werden können,
- „Reflection“-Muster zur Kompatibilitätsprüfung und zur grundlegenden Dokumentation der Komponenten,
- „Microkernel“-Muster zur Verwaltung der Komponenten.

Durch die Kapselung der Bestandteile, die sich schnell ändern können, ist sowohl die Anbindung verschiedener verbreiteter Tools [The07a] und Bibliotheken [Int01a, Int01b], als auch die Umsetzung verschiedener Steuerungsstrategien für die Signalverarbeitungspipelines möglich.

9 Ausblick

In dieser Arbeit wurde für die Analysen der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren der Wert des Pixels, der Betrag des Gradienten oder die Gesamtkantenhöhe verwendet. Weitere Merkmale können als zusätzliche Werte für die Berechnung des Abstands bzw. auch als Ausschlusskriterium dienen. Der Winkel der Kante ist ein Beispiel für ein solches Merkmal.

Weiterhin wurden in der vorliegenden Arbeit ausschließlich zweidimensionale Bildverarbeitungsalgorithmen verwendet. Zwar werden im Abschnitt 6 Bildfolgen und sogar dreidimensionale Bilddaten verwendet, jedoch werden die Daten nur zweidimensional verarbeitet. Eine Erweiterung der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren auf höhere Dimensionen ist leicht möglich. Die regelbasierte Kantenerkennung arbeitet zur Zeit nur eindimensional. Die Erweiterung auf höhere Dimensionen ist einfach möglich, wenn man, wie in der Arbeit, die Daten auf eine Dimension reduziert. Die einfache Erweiterung der Kantenerkennung auf mehrere Dimensionen, z. B. mit Hilfe zweidimensionaler Filter unter Beibehaltung der Regeln, bewirkt jedoch eher eine Detektion von lokalen Minima und Maxima.

Die Untersuchungen anhand synthetischer Bilder betrachten als Störung nur den Fall, dass das Bild unschärfer wird. Eine Untersuchung über die Auswirkungen von schärfer werdenden Objekten ist Gegenstand weiterer Untersuchungen. Es ist jedoch davon auszugehen, dass die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren auch auf schärfer werdende Objekte empfindlich reagiert. Ebenso kann die Verwendung eines einfachen Schwellwertes beim Harris-Ecken-Detektor bei zukünftigen Untersuchungen durch verbreitete Algorithmen ersetzt werden.

Die Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern kann zukünftig durch eine automatische Template-Extraktion, die Verwendung mehrerer Templates, eine Entzerrung und Überlagerung der Bilder, zu einem automatischen Verfahren erweitert werden. Dies kann zukünftig auch für andere Aufgabenstellungen, wie z. B. zur Panoramaerstellung aus Einzelbildern sinnvoll eingesetzt werden.

Für den praktischen Einsatz des Verfahrens zur Dosimetrieunterstützung ist es notwendig, dieses in vorhandene klinische Software zu integrieren. Vorher sollten jedoch die aufgetretenen Ausnahmen und Probleme weiter analysiert und, wie in der Arbeit teilweise vorgeschlagen, behandelt werden. Auch die Integration der weiteren Schritte der Dosimetrie sind durch den Aufbau der Softwarearchitektur leicht möglich.

Schließlich können die Algorithmen auch in anderen Bereichen als der medizinischen

Bildverarbeitung eingesetzt werden. Die Empfindlichkeit der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren ist, wie in dieser Arbeit gezeigt, eher als Vorteil zu betrachten, da auch in der Praxis der Peak der Koeffizienten und des PSNR sehr deutlich und der Wert des PSNR der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren hoch genug ist. Zusätzlich sind die Verfahren sehr schnell und können einfach auf verschiedene Rechner bzw. CPU's verteilt werden. Daher eignen sich die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren z. B. auch für Aufgabenstellungen aus der industriellen Bildverarbeitung.

Literaturverzeichnis

- [AG04] Arivazhagan, S. und Ganesan, L.: *Automatic target detection using wavelet transform*.
EURASIP JASP, 17:2663 – 2674, 2004.
- [AGB99] Alexander, D.C., Gee, J.C. und Bajcsy, R.: *Elastic Matching of Diffusion Tensor MRIs*.
In: *CVPR99*, Seiten I: 244 – 249, 1999.
- [Ass07] Association for Computing Machinery: *The ACM Digital Library*, 2007.
<http://portal.acm.org/portal.cfm>.
- [Avi07] Avitabile, Peter: *Overview of analytical and experimental modal model correlation techniques*, Stand: 2007.
<http://faculty.uml.edu>.
- [Bau96] Baumgarten, Bernd: *Petri-Netze - Grundlagen und Anwendungen*.
Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg, 1996.
- [BB82] Ballard, Dana Harry und Brown, Christopher M.: *Computer Vision*.
Prentice Hall Professional Technical Reference, 1982, ISBN 0131653164.
- [BCT⁺98] Becker, D., Can, A., Tanenbaum, H., Turner, J. und Roysam, B.: *Image processing algorithms for retinal montage synthesis*.
IEEE Trans. on Biomed. Eng., 45, 1998.
<http://citeseer.ist.psu.edu/becker98image.html>.
- [Ber29] Berger, Hans: *Über das Elektrenkephalogramm des Menschen*.
European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience, 87 - 1:527 – 570, 1929.
- [BK89] Bajcsy, R. und Kovacic, S.: *Multiresolution Elastic Matching*.
CVGIP, 46:1 – 21, 1989.
- [BL02] Beyerer, J. und León, F. P.: *Die Radontransformation in der digitalen Bildverarbeitung*.
Automatisierungstechnik, 50:472 – 480, 2002.
- [BMLS01] Boymann, S., Maschotta, R., Lehmann, S. und Steuer, D.: *Software development of components for complex signal analysis on the example of adaptive recursive estimation methods*.
In: *Proc. of Advances in Automation, Multimedia and Video Systems and Modern Computer Science*, Seiten 299 – 303, 2001.
ISBN 960-8052-44-0.
- [BMR⁺98] Buschmann, Frank, Meunier, Regine, Rohnert, Hans, Sommerlad, Peter und Stal, Michael: *Pattern orientierte Softwarearchitektur*.
Addison Wesley, 1998.
- [BMS01] Boymann, S., Maschotta, R. und Steuer, D.: *Methodik der softwaretechnischen Realisierung eines komplexen Biosignalverarbeitungstools*.

- In: *Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Biomedizinische Technik (DGBMT) im VDE, Ergänzungsband 1*, Band 46, Seiten 330 – 331, 2001.
ISBN 0939-4990.
- [BMSR03] Boymann, S., Maschotta, R., Steuer, D. und Riemer, T.: *Erfahrungsbericht mit dem wissenschaftlichen Signalverarbeitungstool ATISA*.
In: *Informatik, Biometrie und Epidemiologie in Medizin und Biologie*, Band 34, Seiten 555 – 556. Urban & Fischer, Münster, 2003.
ISSN 0943-5581.
- [Bor88] Borgefors, Gunilla: *Hierarchical Chamfer Matching: A Parametric Edge Matching Algorithm*.
IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 10(6):849 – 865, 1988.
- [Bor07] Borland Software Corporation: *Borland - The Open ALM Company*, 2007.
<http://www.borland.com/>.
- [Bro92] Brown, Lisa Gottesfeld: *A Survey of Image Registration Techniques*.
ACM Computing Surveys, 24(4):325 – 376, 1992.
- [Bur98] Burkhardt, Rainer: *UML - Unified Modeling Language - Objektorientierte Modellierung für die Praxis*.
Addison- Wesley Longman, 1998.
- [BYX82] Burt, P. J., Yen, Chihung und Xu, Xingping: *Local correlation measures for motion analysis, a comparative study*.
In: *Proc. IEEE Conf. on Pattern Recognition and Image Processing*, Seiten 269 – 274, 1982.
- [Can86] Canny, J: *A computational approach to edge detection*.
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679 – 698, 1986.
- [Cid95] Cideciyan, A V: *Registration of ocular fundus images by cross-correlation of triple invariant image descriptors*.
IEEE Engineering in Medicine and Biology, Seiten 52 – 58, 1995.
- [CT65] Cooley, James W. und Tukey, John W.: *An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series*.
Mathematics of Computation, 19:297 – 301, 1965.
- [CTTR99] Can, A., Turner, J., Tanenbaum, H. und Roysam, B.: *Rapid automated tracing and feature extraction from live high-resolution retinal fundus images using direct exploratory algorithms*.
IEEE Trans. on Biomed. Eng., 3(2):125 – 138, 1999.
- [DBK⁺06] Drozd, A. L., Blackburn, A. C., Kasperovich, I. P., Varshney, P. K., Xu, M. und Kumar, B.: *A preprocessing and automated algorithm selection system for image registration*.
In: *Proc. of SPIE Defense and Security Symposium*, Band 6242, Seite 62420T 9, 2006.
- [Dea81] Deans, S. R.: *Hough Transform From the Radon Transform*.
IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3(2):185 – 188, 1981.

- [Dea83] Deans, S. R.: *The Radon transform and some of its applications*.
New York: John Wiley & Sons, 1983.
- [DH72] Duda, R. O. und Hart, P. E.: *Use of Hough Transformation To Detect Lines and Curves in Pictures*.
Communications of ACM, 15:11 – 15, 1972.
- [DN96] Denzler, J. und Niemann, H.: *Active Rays: A New Approach to Contour Tracking*.
International Journal of Computing and Information Technology, 4(1):9 – 16, 1996.
- [FHD00] Fengler, Wolfgang, Hummel, Thorsten und Duridanova, Vesselka: *Der Einsatz hybrider Petri-Netze beim Entwurf eingebetteter Systeme für mechatronische Anwendungen*.
Workshop "Änaloge Modellierung und Verifikation gemischt analog-digitaler Systeme", Universität Frankfurt/M., 2000.
- [Fie06] Fiedler, Matthias: *Verfahren zur Analyse von Ähnlichkeit im Ortsbereich*.
Dissertation, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, Technische Universität Ilmenau, Juni 2006.
- [Fou22] Fourier, Jean Baptiste Joseph: *Théorie analytique de la chaleur (Analytische Theorie der Wärme)*.
Chez Firmin Didot, père et fils, PARIS, 1822.
- [För86] Förstner, W: *A feature based correspondence algorithm for image matching*.
In: *ISP Comm. III, Rovaniemi 1986*, Seiten III: 150 – 166. International Archives of Photogrammetry, 1986.
- [För93] Förstner, Wolfgang: *Chapter 16, Image Matching*.
In: *Haralick, R.M., Shapiro, L.G.: Computer and Robot Vision*, Seiten 289 – 379, 1993.
- [Fra06] Franke, Karl-Heinz: *Bildverarbeitung und Mustererkennung*, 2006.
http://kb-bmts.rz.tu-ilmenau.de/Franke/I_Scripte.htm.
- [FY00] Foote, Brian und Yoder, Joseph W.: *Big Ball of Mud*.
In: Harrison, N., Foote, B. und Rohnert, H. (Herausgeber): *Pattern Languages of Program Design*, Band 4, Seiten 654 – 692. Addison Wesley, 2000.
- [GGBL04] Gui-Guang, D und Bao-Long, G: *Motion vector estimation using line-square search block matching algorithm for video sequences*.
EURASIP JASP, 11:1750 – 1756, 2004.
- [GGLZ99] Guil, N., Gonzalez-Linares, J. M. und Zapata, E. L.: *Bidimensional shape detection using an invariant approach*.
Pattern Recognition, 32:1025 – 1038, 1999.
- [GHJV96] Gamma, E., Helm, R., Johnson, R. und Vlissides, J.: *Entwurfsmuster; Elemente wiederverwendbarer objektorientierter Software*.
Addison-Wesley, 4. korrigierter Nachdruck Auflage, 1996, ISBN 3-89319-950-0.
- [GJB07] GJB Datentechnik GmbH: *Forschungsprojekte: ATISA - Applikation innovativer Algorithmen der adaptiven Signalanalyse in der medizinischen und technischen Diagnostik*, 2007.
<http://www.gjb.de>.

- [GLP⁺03] Gosch, D., Lieberenz, S., Petzold, J., Sattler, B. und Seese, A.: *Bilderzeugung und Bildbewertung in der Strahlenphysik*.
Technische Universität Kaiserslautern; Zentrum für Fernstudien und Universitäre Weiterbildung, 2003.
- [GMH⁺01] Goatman, Keith A., Manivannan, A., Hipwell, John H., Sharp, Peter F., Lois, Noemi und Forrester, John V.: *Automatic Registration and Averaging of Ophthalmic Autofluorescence Images*.
In: *Proc. of Medical Image Understanding and Analysis*, Seiten 157 – 160, 2001.
- [Gos85] Goshtasby, A.: *Template Matching in Rotated Images*.
PAMI, 7(3):338 – 344, May 1985.
- [GS95] Griebßbach, G. und Schack, B.: *Erkennung und Beschreibung dynamischer Veränderungen in Bildsequenzen mit Hilfe adaptiver Verfahren*.
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, 1995.
- [Han00] Handels, Heinz: *Medizinische Bildverarbeitung*.
Teubner, Stuttgart, 2000.
- [Hei00] Heinrichs, U.: *Rechnergestützte Positronen-Emissions-Tomographie*.
Forschungszentrum Jülich, 2000.
- [HHC⁺91] Hill, D.L., Hawkes, D.J., Crossman, J.E., Gleeson, M.J., Cox, T.C., Bracey, EE, Strong, A.J. und Graves, P.: *Registration of MR and CT images for skull base surgery using point-like anatomical features*.
Br J Radiol, 64(767):1030 – 1035, 1991.
<http://bjr.birjournals.org/cgi/content/abstract/64/767/1030>.
- [HLF⁺97] Hsieh, Jun-Wei, Liao, Hong-Yuan Mark, Fan, Kuo-Chin, Ko, Ming-Tat und Hung, Yi-Ping: *Image Registration Using a New Edge-Based Approach*.
Computer Vision and Image Understanding: CVIU, 67(2):112 – 130, 1997.
- [Hop01] Hoppe, Ulrich: *Mechanisms of Hoarseness - Visualization and Interpretation by Means of Nonlinear Dynamics*.
Shaker Verlag, 2001.
doi:10.1155/2007/89150.
- [Hos07] Hosted by National University of Singapore's School of Computing: *CiteSeer.Ist: Scientific Literature Digital Librara*, 2007.
<http://citeseer.comp.nus.edu.sg/cs>.
- [Hou62] Hough, P. V. C.: *A Method and Means for Recognising Complex Patterns*.
U.S. Patent 3,069,654, 1962.
- [HS88] Harris, C. und Stephens, M.: *A combined corner and edge detector*.
In: *The 4th. Alvey Vision Conference*, Seiten 147 – 151, 1988.
- [HS92] Haralick, Robert M. und Shapiro, Linda G.: *Computer and Robot Vision*, Band 1.
Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1992.
- [HS93] Haralick, Robert M. und Shapiro, Linda G.: *Computer and Robot Vision*, Band 2.
Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1993.
- [HT96] Hansen, K. V. und Toft, P. A.: *Fast curve estimation using preconditioned generalized Radon transform*.
IEEE Transactions on Image Processing, 5(12):1651 – 1661, 1996.

- [HTKM04] Heimann, Tobias, Thorn, Matthias, Kunert, Tobias und Meinzer, Hans-Peter: *Empirische Vergleichsmaße für die Evaluation von Segmentierungsergebnissen*.
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, Seiten 165 – 169. Springer-Verlag, Berlin, 2004.
- [IB96] Isard, Michael und Blake, Andrew: *Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density*.
In: *ECCV '96: Proceedings of the 4th European Conference on Computer Vision - Volume I*, Seiten 343 – 356, 1996.
- [IK88] Illingworth, J. und Kittler, J.: *A Survey of the Hough Transform*.
Computer Vision, Graphics and Image Processing, 44:87 – 116, 1988.
- [Int01a] Intel Corporation: *Intel® Image Processing Library v2.5*, 2001.
<http://developer.intel.com>.
- [Int01b] Intel Corporation: *Open Source Computer Vision Library, Reference Manual*, 2001.
<http://developer.intel.com>.
- [IS99] Ibañez, M.V. und Simó, A.: *Bayesian Detection of the Fovea in Eye Fundus Angiographies*.
Pattern Recognition Letters, 20:229 – 240, 1999.
- [J05] Jähne, B.: *Digital Image Processing: 6th, revised and extended edition*.
Springer-Verlag Berlin, 6. überarb. und erw. Auflage, 2005.
- [KBK03] Kwekkeboom, D. J., Bakker, W. H. und Kam, B. L.: *Treatment of patients with gastroentero-pancreatic (GEP) tumours with the novel radiolabelled somatostatin analogue [177 Lu-DOTA 0 ,Tyr 3] octreotate*.
Eur J Nucl Med, 30:417 – 422, 2003.
- [Köt03] Köthe, U.: *Edge and Junction Detection with an Improved Structure Tensor*.
In: *Pattern Recognition, Proc. of 25th DAGM Symposium, Magdeburg 2003, Lecture Notes in Computer Science 2781*, Seiten 25 – 32. Springer-Verlag Heidelberg, 2003.
- [LDM04] Lohweg, V., Diederichs, C. und Müller, D.: *Algorithms for hardware-based pattern recognition*.
EURASIP JASP, 12:1912 – 1920, 2004.
- [Lew95] Lewis, J. P.: *Fast Normalized Cross-Correlation*.
In: *Vision Interface*, Seiten 120 – 123, 1995.
citeseer.ist.psu.edu/lewis95fast.html.
- [LGS03] Laliberté, F., Gagnon, L. und Sheng, Y.: *Registration and Fusion of Retinal Images — An Evaluation Study*.
IEEE Transactions on medical imaging, 22(5):661 – 673, 2003.
- [LOPR97] Lehmann, T., Oberschelp, W., Pelikan, E. und Repges, R.: *Bildverarbeitung für die Medizin*.
Springer-Verlag Berlin, 1997.
- [MBH04] Maschotta, R., Boymann, S. und Hoppe, U.: *Kantenbasierte Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos von Stimmlippen*.

- In: *Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Biomedizinische Technik (DGBMT) im VDE, Ergänzungsband 2*, Band 49, Seiten 918 – 919, 2004.
ISSN 0939-4990.
- [MBH05] Maschotta, R., Boymann, S. und Hoppe, U.: *Regelbasierte Kantenerkennung zur schnellen kantenbasierten Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsvideos*.
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, Seiten 188 – 192. Springer-Verlag, Berlin, 2005.
ISSN 1431-472-X.
- [MBH07] Maschotta, R., Boymann, S. und Hoppe, U.: *Comparison of Feature-List Cross-Correlation Algorithms with Common Cross-Correlation Algorithms*.
EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2007:Article ID 89150, 15 pages, 2007.
doi:10.1155/2007/89150.
- [MBS01] Maschotta, R., Boymann, S. und Steuer, D.: *Software architecture for modular, extensible and reusable signal processing components*.
In: *Proc. of Advances in Automation, Multimedia and Video Systems and Modern Computer Science*, Seiten 304 – 308, 2001.
ISBN 960-8052-44-0.
- [MBS02a] Maschotta, R., Boymann, S. und Steuer, D.: *Shift reducing of retinal vessel image series by using edge based template matching algorithm*.
In: *Proc. Of 2nd European Medical and Biological Engineering Conference*, Seiten 848 – 849, 2002.
ISBN 3-901351-62-0, ISSN 1680-0737.
- [MBS02b] Maschotta, R., Boymann, S. und Steuer, S.: *Softwarearchitektur zur Implementierung adaptiv rekursiver Algorithmen für die Bildverarbeitung*.
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, Seiten 354 – 357. Springer-Verlag, Berlin, 2002.
ISSN 1431-472-X.
- [MBSP03] Maschotta, R., Boymann, S., Steuer, D. und Pietraszczyk, M.: *Vergleich kantenlistenbasierter Bildmatchingverfahren zur Bewegungskompensation von Fundusbildern*.
In: *Beiträge zur gemeinsamen Jahrestagung der Deutschen, der Österreichischen und der Schweizerischen Gesellschaften für Biomedizinische Technik*, Seiten 132 – 133, 2003.
- [MBSR03] Maschotta, R., Boymann, S., Steuer, D. und Riemer, T.: *Verfahren zur Extraktion von Templates für eine kantenlistenbasierte Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern*.
In: *Informatik, Biometrie und Epidemiologie in Medizin und Biologie*, Band 34, Seiten 569 – 571. Urban & Fischer, Münster, 2003.
ISSN 0943-5581.
- [Mey98] Meyer, B.: *Objektorientierte Softwareentwicklung*.
Coedition der Verlage Carl Hanser und Prentice-Hall International, 1998.
- [MH80] Marr, D. und Hildreth, E.: *Theory of edge detection*.
In: *Proceedings of Royal Society of London*, Band 207, Seiten 187 – 217, 1980.

- [MH04] Meffert, Beate und Hochmuth, Olaf: *Werkzeuge der Signalverarbeitung; Grundlagen, Anwendungsbeispiele, Übungsaufgaben.*
Pearson Studium, 2004, ISBN 3-8273-7065-5.
- [MHK06] Moeslund, T. B., Hilton, A. und Kruger, V.: *A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis.*
CVIU, 103(2 - 3):90 – 126, November 2006.
- [Mic07] Microsoft Corporation: *DirectShow*, 2007.
<http://msdn2.microsoft.com/en-us/library/ms783323.aspx>.
- [MPBJ04] Maschotta, R., Pietraszczyk, M., Boymann, S. und Jannek, D.: *Genauigkeit und Generalisierbarkeit kantenlistenbasierter Korrelationsverfahren im Vergleich zu grauwertbasierten Verfahren.*
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, Seiten 110 – 114. Springer-Verlag, Berlin, 2004.
ISSN 1431-472-X.
- [MRBH05] Maschotta, R., Rehs, J., Boymann, S. und Hoppe, U.: *Evaluation of feature extraction algorithms for the feature-list cross-correlation in retinal images.*
In: *Proc. of 3rd European Medical and Biological Engineering Conference*, Seiten 4677 – 4681, Nr.2670, 2005.
ISSN 1727-1983.
- [MV98] Maintz, J.B.A. und Viergever, M.A.: *A Survey of Medical Image Registration.*
MIA, 2(1):1 – 16, 1998.
- [MvV95] Maintz, J. B. Antoine, van der Elsen, Petra A. und Viergever, Max A.: *Comparison of Feature-Based Matching of CT and MR Brain Images.*
In: *CVRMed '95: Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, Seiten 219 – 228, London, UK, 1995. Springer-Verlag, ISBN 3-540-59120-6.
- [NLM07] NLM Insight: *ITK Segmentation & Registration Toolkit*, 2007.
<http://www.itk.org/>.
- [Oes97] Oestereich, B.: *Objektorientierte Softwareentwicklung mit der Unified Modeling Language*, Band 3. Auflage.
Oldenbourg Verlag, München, 1997.
- [Ols99] Olson, C. F.: *Constrained Hough Transform for Curve Detection.*
Computer Vision and Image Understanding, 73(3):329 – 345, 1999.
- [Ots79] Otsu, N: *A threshold selection method from grey level histograms.*
IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 9:62 – 66, 1979.
- [Pet62] Petri, Carl Adam: *Kommunikation mit Automaten.*
PhD Thesis, Universität Bonn, 1962.
- [PF03] Pluim, J. P. W. und Fitzpatrick, J. M.: *Image registration.*
MedImg, 22(11):1341 – 1343, November 2003.
- [PFB07] Prasad, Vikas, Fetscher, S. und Baum, Richard P.: *Changing role of somatostatin receptor targeted drugs in NET: Nuclear Medicine's view.*
Journal of Pharmacy and Pharmaceutical Sciences (JPPS), 2007.
PMID: 17718935.

- [Pie04] Pietraszczyk, Martin: *Vergleich kantenlistenbasierter Template-Matching-Verfahren*.
Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, 2004.
- [PIK92] Princen, J., Illingworth, J. und Kittler, J.: *Hough A Formal Definition of the Hough Transform: Properties and relationships*.
Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1:153 – 168, 1992.
- [PLB⁺01] Palm, C., Lehmann, T. M., Bredno, J., Neuschaefer-Rube, Ch., Klajman, S. und Spitzer, K.: *Automated Analysis of Stroboscopic Image Sequences by Vibration Profile Diagrams*.
In: *5th International Conference Advances in Quantitative Laryngology*, Seiten 1 – 7, 2001.
- [Pra74] Pratt, W. K.: *Correlation Techniques of Image Registration*.
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 10(3):353 – 358, 1974.
- [Pra78] Pratt, William K.: *Digital image processing*.
John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 1978, ISBN 0-471-01888-0.
- [Pri07] Price, Keith: *A Computer Vision Information Pages - The annotated Computer Vision Bibliography*, 2007.
<http://visionbib.com>.
- [PX04] Petrovic, V. S. und Xydeas, C. S.: *Gradient-based multiresolution image fusion*.
IEEE Transactions on Image Processing, 13:228 – 237, 2004.
- [Rad17] Radon, Johann: *Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten*.
Ber. Verh. Sächs. Akad. Wiss, 69:262 – 277, 1917.
- [RF98] Rockinger, O. und Fechner, T.: *Pixel-level image fusion: The case of image sequences*.
In: *SPIE Proceedings*, Band 3374, Seiten 378 – 388, 1998.
- [RM99] Raveh, I. und Mendlovic, D.: *New Properties of the Radon Transform of the Cross Wigner/Ambiguity Distribution Function*.
IEEE Transactions on Signal Processing, 47:2077 – 2080, 1999.
<http://ieeexplore.ieee.org>.
- [RMP⁺93] Rumbaugh, J., M., Blaha, Premerlnai, W., Eddy, F. und Lorensen, W.: *Objektorientiertes Modellieren und Entwerfen*.
Coedition der Verlage Carl Hanser und Prentice Hall International, 1993.
- [ROB98] Ruhlmann, J., Oehr, P. und Biersack, H.-J.: *PET in der Onkologie - Grundlagen und klinische Anwendungen*.
Springer, Berlin Heidelberg, 1. Auflage Auflage, 1998, ISBN 3-540-64632-9.
- [SA77] Stockman, G. C. und Agrawala, A. K.: *Equivalence of Hough curve detection to template matching*.
Commun. ACM, 20(11):820 – 822, 1977, ISSN 0001-0782.
- [San06] Sander, Kathrin: *Registrierung von Tumoren in PET-Bildern anhand merkmalslistenbasierter Kreuzkorrelationsverfahren*.
Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, 2006.

- [SBM⁺01] Steuer, Dunja, Boymann, Simon, Maschotta, Ralph, Griebßbach, U. und Griebßbach, Gert: *Das Projekt ATISA - Möglichkeiten der Anwendung adaptiver Signalanalyse im mobilen Computing*.
In: *Mobiles Computing in der Medizin*, 2001.
- [SDP⁺03] Slomka, Piotr J., Dey, Damini, Przetak, Christian, Aladl, Usaf E. und Baum, Richard P.: *Automated 3-Dimensional Registration of Stand-Alone 18F-FDG Whole-Body PET with CT*.
J Nucl Med, 44(7):1156 – 1167, 2003.
<http://jnm.snmjournals.org/cgi/content/abstract/44/7/1156>.
- [SG97] Steuer, D. und Griebßbach, G.: *Anwendung adaptiver Schätzmethoden zur Bildverarbeitung am Beispiel der Segmentierung von EEG-Map-Sequenzen auf der Basis objektorientierter Programmierung*.
In: *Bildverarbeitung für die Medizin, Algorithmen, Systeme, Anwendungen*, Seiten 88 – 93, 1997.
- [SG99] Steuer, D. und Griebßbach, G.: *Object-oriented realization of complex adaptive recursive estimation methods in biosignal analysis*.
In: *Proc. of 3rd International Workshop on Biosignal Interpretation (BSI99)*, Seiten 245 – 248, 1999.
- [SHB99] Sonka, M., Hlavac, V. und Boyle, R.: *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*.
PWS Publishing, 1999.
- [SK99] Stiller, C. und Konrad, J.: *Estimating Motion in Image Sequences: A Tutorial on Modeling and Computation of 2D Motion*.
IEEE Signal Processing Magazine, Seiten 70 – 91, July 1999.
- [SMSB08] Sander, Kathrin, Maschotta, Ralph, Schuchardt, Christiane und Baum, Richard P.: *Comparison of feature-list and pixel-based crosscorrelation algorithms for automatically placing ROI masks in scintigraphic images in the context of dosimetry and peptide receptor radionuclide therapy*.
The Journal of Nuclear Medicine, 2008.
Eingereicht: 09. Januar 2008.
- [SRC99] Stewart, Charles V., Roysam, Badrinath und Can, Ali: *Robust Hierarchical Algorithm for Constructing a Mosaic from Images of the Curved Human Retina*.
IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR99), 2:417 – 422, 1999.
- [SRS⁺01] Shen, Hong, Roysam, B., Stewart, C. V., Turner, J. N. und Tanenbaum, H. L.: *Optimal scheduling of tracing computations for real-time vascularlandmark extraction from retinal fundus images*.
IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 5:77 – 91, 2001.
- [Ste93] Steinbrecher, R.: *Bildverarbeitung in der Praxis*.
Oldenburg Verlag, München, 1993.
- [Sti07] Stiftung für Technologie, Innovation und Forschung Thüringen (STIFT): *Wirtschafts- und Innovationsportals Thüringen: ATISA Objektorientierte Softwarearchitektur*, 2007.
<http://www.wip-thueringen.de/actor/profile/ttk/read/124/rpr>.

- [STS99] Siegel, J. A., Thomas, S. R. und Stubbs, J. B.: *Mird pamphlet 16; techniques for quantitative radiopharmaceutical biodistribution, data acquisition and analysis for use in human radiation dose estimates.*
Journal of Nuclear Medicine, 40:37 – 61, 1999.
- [SVOB99] Suesse, Herbert, Voss, Klaus, Ortmann, Wolfgang und Baumbach, Torsten: *Shift Detection by Restoration.*
In: *CAIP '99: Proceedings of the 8th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, Seiten 33 – 40, London, UK, 1999. Springer-Verlag, ISBN 3-540-66366-5.
- [TB00] Tan, T.N. und Baker, K.D.: *Efficient image gradient based vehicle localization.*
IEEE Transactions on Image Processing, 9(8):1343 – 1356, 2000.
- [Tec07] Technische Universität Ilmenau: *Fakultät für Informatik und Automatisierung - Institut für Biomedizinische Technik und Informatik*, 2007.
<http://wcms1.rz.tu-ilmenau.de/fakia/Startseite.1289.0.html>.
- [The07a] The MathWorks Inc: *The MathWorks - Accelerating the pace of engineering and since*, 2007.
<http://www.mathworks.com/>.
- [The07b] The Object Management Group: *The Object Management Group (OMG)*, 2007.
<http://www.omg.org/>.
- [The07c] The Object Management Group: *UML® Resource Page*, 2007.
<http://www.uml.org/>.
- [Tön05] Tönnies, Klaus D: *Grundlagen der Bildverarbeitung.*
Pearson Studium, 2005.
- [Tof96] Toft, Peter: *The Radon Transform - Theory and Implementation.*
PhD thesis, Department of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, June 1996.
- [TP05] Traver, V J und Pla, F: *Similarity motion estimation and active tracking through spatial-domain projections on log-polar images.*
Computer Vision and Image Understanding, 97:209 – 241, 2005.
- [Tra04] Traeger, Steffen: *Entwurfsmusterorientierte Realisierung verschiedener Steuerungskonzepte für das Atisa-Framework.*
Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, 2004.
- [TY05] Tankus, F und Yeshurun, Y: *Scene-consistent detection of feature points in video sequences.*
Computer Vision and Image Understanding, 97:1 – 29, 2005.
- [VKS06] Vogt, S., Khamene, A. und Sauer, F.: *Reality Augmentation for Medical Procedures: System Architecture, Single Camera Marker Tracking, and System Evaluation.*
IJCV, 70(2):179 – 190, November 2006.
- [VOS98] Voss, Klaus, Ortmann, Wolfgang und Süße, Herbert: *Bildmatching und Bewegungskompensation bei Fundus-Bildern.*
In: *Mustererkennung 1998, 20. DAGM-Symposium*, Seiten 439 – 446, London, UK, 1998. Springer-Verlag, ISBN 3-540-64935-2.

- [vPV93] van den Elsen, P.A., Pol, E.J.D. und Viergever, M.A.: *Medical image matching-a review with classification*.
IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 12(1):26 – 39, 1993.
- [VRN⁺04] Vilser, W., Riemer, T., Nagel, E., B.U. Seifert, A. Fink et. al. und Henning, G.: *Functional imaging of retinal vessels - principle and clinical potential*.
In: *Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Biomedizinische Technik (DGBMT) im VDE, Ergänzungsband 2*, Band 49, Seiten 804 – 805, 2004.
ISBN 0939-4990.
- [vS77] van Wie, P und Stein, M: *A Landsat Digital Image Rectification System*.
GeoEl, 15(3):130 – 137, July 1977.
- [Wed95] Wedekind, Katrin: *Analyse, Implementierung und Evaluation von Matching-Verfahren in der medizinischen Bildverarbeitung*.
Technical Report, Deutsches Krebsforschungszentrum, Abteilung Medizinische und Biologische Informatik., 79, 1995.
- [WSZ⁺07] Wehrmann, Christiane, Senftleben, Stefan, Zachert, Carolin, Müller, Dirk und Baum, Richard P.: *Results of Individual Patient Dosimetry in Peptide Receptor Radionuclide Therapy with ¹⁷⁷Lu DOTA-TATE and ¹⁷⁷Lu DOTA-NOC*.
Cancer Biotherapy and Radiopharmaceuticals, 22(3), 2007.
DOI: 10.1089/cbr.2006.325.
- [Zen07] Zentrum für Bild- und Signalverarbeitung e. V.: *VIP-TOOLKIT*, 2007.
<http://www.zbs-ilmenau.de/html/prod/toolkit.html>.
- [ZF03] Zitova, B. und Flusser, J.: *Image Registration Methods: A Survey*.
IVC, 21(11):977 – 1000, October 2003.
- [ZFB⁺07] Zhernosekov, Konstantin P., Filosofov, Dimitry V., Baum, Richard P., Aschoff, Peter, Bihl, Heiner, Razbash, Anatoli A., Jahn, Markus, Jennewein, Mark und Rösch, Frank: *Processing of Generator-Produced ⁶⁸Ga for Medical Application*.
The Journal of Nuclear Medicine (J Nucl Med), 2007.
doi: 10.2967/jnumed.107.040378.
- [ZG06] Zagorchev, L. und Goshtasby, A.: *A Comparative Study of Transformation Functions for Nonrigid Image Registration*.
IP, 15(3):529 – 538, March 2006.
- [ZH02] Zschocke, Stephan und Hansen, H. C.: *Klinische Elektroenzephalographie*.
Springer, Berlin, 2. überarb. und erw. Auflage, 2002.
- [Zie03] Ziegemeyer, Nico: *Konzept zur Behandlung hochparametrischer Komponenten in einer Pipes-und-Filters Softwarearchitektur*.
Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, 2003.

A Anhang

A.1 Einfache listenbasierte mathematische Operationen

A.1.1 Beispiele listenbasierter Grundrechenoperationen

Für die folgenden Rechenoperationen mit einem Skalar, entsprechend Formel (**Gl. 4.4**), wird die Ergebnisposition durch die Bildlistenpunkte bestimmt (**Gl. A.1**).

$$\begin{aligned}c_{i,j} &= b_v[i] \cdot s \\c_{i,j} &= b_v[i] \div s \\c_{i,j} &= b_v[i] + s \\c_{i,j} &= b_v[i] - s\end{aligned}\tag{A.1}$$

$$\text{wobei } P_{x,y,i,j} = \delta((x - b_x[i]) \cdot (y - b_y[i]))$$

Die Ergebnisposition x und y , an denen $P_{x,y,i,j} \neq 0$ wird, kann direkt durch die Position der Bildpunkte bestimmt werden (**Gl. A.2**).

$$\begin{aligned}x &= b_x[i] \\y &= b_y[i]\end{aligned}\tag{A.2}$$

Soll das Ergebnis dieser Operation kein Bild, sondern eine Bildliste sein, können die Werte b_v der Bildliste direkt mit dem Skalar berechnet werden. Die folgende Formel zeigt beispielhaft die Multiplikation mit einem Skalar:

$$\begin{pmatrix} g_x[i] \\ g_y[i] \\ g_v[i] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_x[i] \\ b_y[i] \\ b_v[i] \cdot s \end{pmatrix}\tag{A.3}$$

$$\text{für } i = 1, \dots, L_b.$$

Die Grauwertskalierungen kann mit Hilfe dieser Formeln realisiert werden.

A.1.2 Beispiele listenbasierter Grundrechenoperationen mit zwei Listen

Weitere einfache Bildoperationen mit zwei Bildlisten, wie die Multiplikation zweier Bildlisten, sind in den folgenden Formeln in der listenbasierten Form nach (**Gl. 4.4**) dargestellt:

$$\begin{aligned}c_{i,j} &= b_v[i] \cdot h_v[j] \\c_{i,j} &= b_v[i] \div h_v[j] \\c_{i,j} &= b_v[i] + h_v[j] \\c_{i,j} &= b_v[i] - h_v[j]\end{aligned}\tag{A.4}$$

$$\text{wobei } P_{x,y,i,j} = \delta(x - b_x[i]) \cdot \delta(x - h_x[j]) \cdot \delta(y - b_y[i]) \cdot \delta(y - h_y[j]).$$

Die Matrizenmultiplikation für Bildlisten b und h ist folgendermaßen definiert:

$$\begin{aligned} c_{i,j} &= b_v[i] \cdot h_v[j] \\ P_{x,y,i,j} &= \delta(x - b_x[i]) \cdot \delta(y - h_y[j]) \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

für $x = 1, \dots, N_h$; $y = 1, \dots, M_b$; $i = 1, \dots, L_b$; $j = 1, \dots, L_h$,

wobei die Anzahl der Bildspalten N_b der Bildliste b mit der Anzahl der Bildzeilen M_h der Bildliste h entsprechen muss. Falls dies nicht der Fall ist, entspricht dies dem Auffüllen der fehlenden Zeilen bzw. Spalten mit Nullen.

A.1.3 listenbasierte Bildtransformation

Bildtransformationen, wie Translation, Skalierung oder Rotation können mit Hilfe von homogenen Koordinaten über eine Matrizenmultiplikation mit den x - bzw. y -Werten der Bildlisten realisiert werden. Mit einer zweidimensionalen Transformationsmatrix $AA \dots CC$ ergibt sich folgender listenbasierter Ansatz:

$$\begin{pmatrix} g_x[i] \\ g_y[i] \\ w \\ g_v[i] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} AA & AB & AC & 0 \\ BA & BB & BC & 0 \\ CA & CB & CC & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} b_x[i] \\ b_y[i] \\ 1 \\ b_v[i] \end{pmatrix} \quad (\text{A.6})$$

für $i = 1, \dots, L_b$

Als Ergebnis dieser Operation erhält man eine Bildliste mit unveränderter Länge.

A.2 Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 5.4)

Die im Abschnitt 5.4 dargestellten Werte der Koeffizienten sind mit Hilfe des maximalen Wertes normiert. Hierfür werden die Werte der Koeffizienten durch die maximalen Werte dividiert. Die maximalen Werte sind in der folgenden Tabelle dargestellt.

	Kreise		Kreuze	Dreiecke			
	Skalierung	Unschärfe		Skalierung	Unschärfe Zentrum	Unschärfe Max Pos	Skalierung Zentrum
PxKK	47609240,0	47445784,0	3908895,0	23994224,0	23994224,0	27505576,0	27505576,0
PxNKK	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
PxEKK	0,9	0,9	1,0	0,9	1,0	0,6	0,6
PxKKK	10221200,0	10195028,0	3546566,3	12739777,0	14781042,0	14088042,0	10649214,0
MIKK	71036,0	71036,0	66218,0	78228,0	78228,0	78228,0	22139,0
MINKK	1,1	1,1	1,0	1,2	1,2	1,2	0,4
MIEKK	1,1	1,1	1,0	0,0	1,2	1,2	0,4
MIKKK	7672950,0	7672950,0	7152750,0	6892650,0	6892650,0	6892650,0	1950750,0
MIDKK	60416,0	60416,0	57348,0	54272,0	54272,0	54272,0	15874,0
MIBKK	118,0	118,0	114,0	106,0	106,0	106,0	32,0

Tabelle A.1: Maximale Werte der Koeffizienten im Abschnitt 5.4, die zur Normierung der Darstellung der Koeffizienten verwendet wird

A.3 Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 5.5)

Die im Abschnitt 5.5 dargestellten Ergebnisse der Koeffizienten werden mit Hilfe konstanter Werte normiert, die aus der Größe des Templates bzw. der Größe der Merkmalslisten sowie dem maximalen Grauwert ermittelt werden. Schwerpunkt hierbei ist die Darstellung aller Koeffizienten in einem Diagramm. Die so festgelegten Normierungswerte sind in der folgenden Tabelle dargestellt.

	Kreise	Dreiecke
PxKK	$91 \cdot 91 \cdot 128 \cdot 128$	$91 \cdot 91 \cdot 128 \cdot 128$
PxNKK	1	1
Sobel MIKK	$1120 \cdot 255$	$884 \cdot 255$
Sobel MIDKK	$1120 \cdot (255 - (-255))$	$884 \cdot (255 - (-255))$
Sobel MIBKK	$1120 \cdot 2$	$884 \cdot 2$
Laplace MIKK	$640 \cdot 255$	$508 \cdot 255$
Laplace MIDKK	$640 \cdot (255 - (-255))$	$508 \cdot (255 - (-255))$
Laplace MIBKK	$640 \cdot 2$	$508 \cdot 2$

Tabelle A.2: Werte die zur Normierung der Darstellung der Koeffizienten im Abschnitt 5.5 verwendet werden

A.4 Maximalwerte für die Normierung der Koeffizienten bei Störungen in der Form der Objekte (Abs. 6.3.1)

Für die einheitliche Darstellung werden die im obigen Abschnitt 6.3.1 vorgestellten Ergebnisse mit den in der folgenden Tabelle A.3 dargestellten konstanten Werten normiert.

	pxbKK	pxbNKK	klbKK	klbNKK	klbDKK
Faktor	$\frac{2^r - 1}{(2^r - 1)^2 \cdot X' \cdot Y'}$	1	$\frac{2^r - 1}{(2^r - 1)^2 \cdot N'^2}$	1	$\frac{2^r - 1}{2 \cdot (2^r - 1) \cdot N'^2}$

Tabelle A.3: Normierung der Koeffizienten der einzelnen Algorithmen für ihre gemeinsame Darstellung im Diagramm (siehe Abb. 6.17), wobei r der Bittiefe entspricht hier $r = 8$

A.5 Flächenverhältnisse der Objekte zur Maskengröße der zweiten Testreihe

Die Ergebnisse der auf den künstlichen Bildern basierenden Untersuchungen für die skalierten Objekte lassen sich anhand der folgenden vorgestellten Verhältnisse der Fläche, des Mittelwertes und der Varianz zur Maskengröße in Abhängigkeit von der Größe der Objekte begründen.

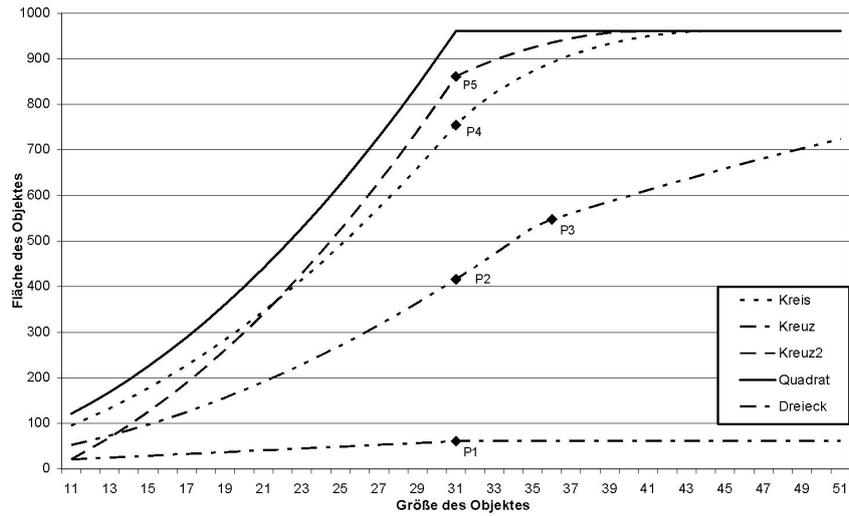


Abbildung A.1: Fläche der Objekte im Verhältnis zur Maskengröße bei der Skalierung[Pie04]

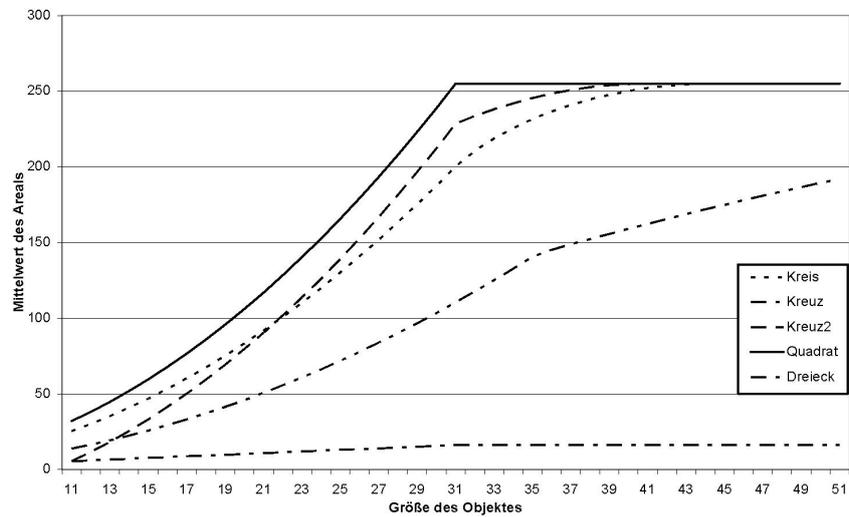


Abbildung A.2: Mittelwert der Objekte im Verhältnis zur Maskengröße bei der Skalierung[Pie04]

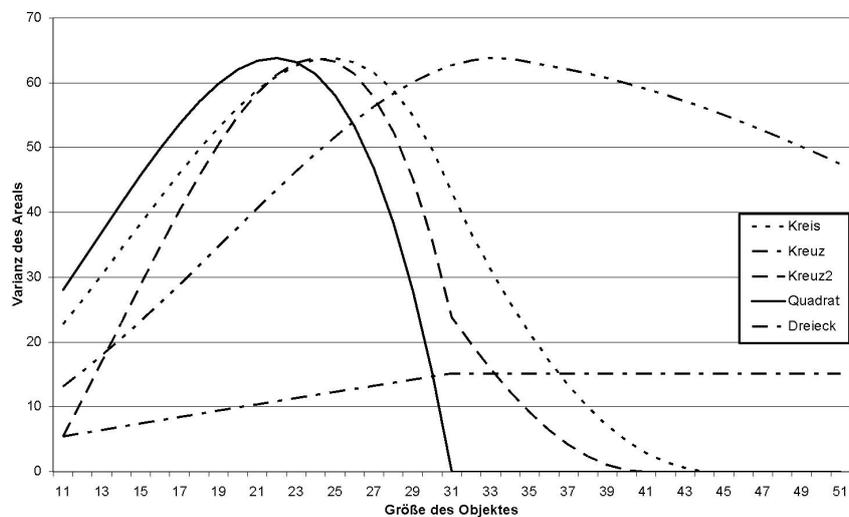


Abbildung A.3: Varianz der Objekte im Verhältnis zur Maskengröße bei der Skalierung[Pie04]

A.6 Steuerungskontexte

Die für die im obigen Abschnitt 7.3.3 vorgestellten Steuerungen benötigten und implementierte Kontexte werden im Folgenden dargestellt (Abb. A.4).

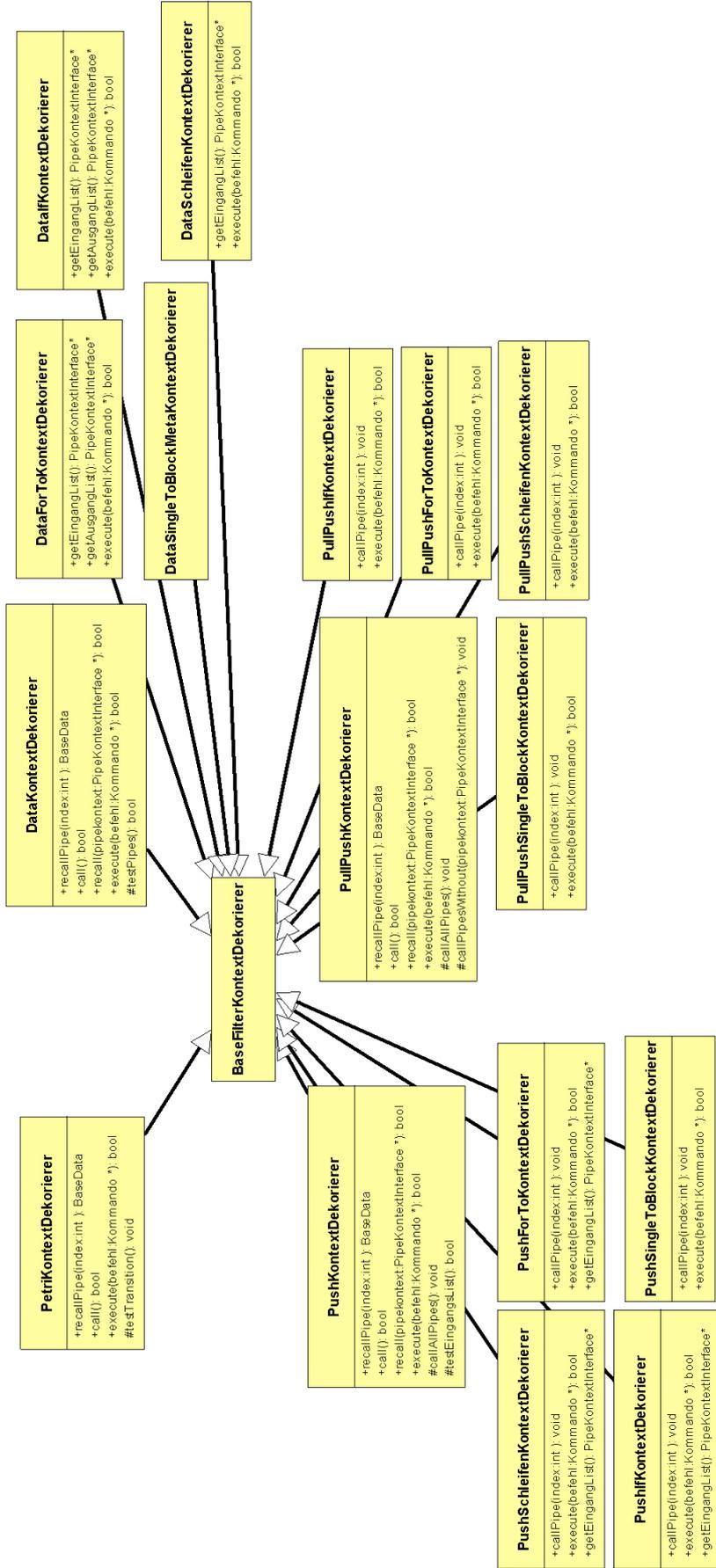


Abbildung A.4: Klassendiagramm der implementierten Steuerungsfilter der Atisa-Architektur



Abbildung A.5: Klassendiagramm der implementierten Steuerungspipes der Atisa-Architektur

Liste der Symbole

$b_v[i]$	wie $b_v[z]$; Die Liste enthält jedoch nur Elemente $\neq 0$
\check{g}	Houghtransformierte eines Bildes
χ	entspricht einem Vektor mit x und y Komponenten für die Radontransformation
$\delta(x)$	Kronecker-Delta
\hat{g}	Radontransformierte eines Bildes
\bar{b}	globaler Bildparameter Mittelwert
$\bar{b}[x, y]$	lokaler Bildparameter Mittelwert
σ_b	globaler Bildparameter Standardabweichung
$\sigma_b[x, y]$	lokaler Bildparameter Standardabweichung
S	adaptiver Schwellwert zur Glottissegmentierung
ξ, p	Parametervektoren beliebiger Dimension für die Radontransformation
A	Menge der segmentierten Pixel
a	Adaptionskonstante
B	Menge der Vergleichs-Pixel
b	Ausgangsbild
$b[x, y]$	Wert an einer Position im Bild b
$b_v[i]$	Wert eines Eintrags einer Merkmalsliste an der Listenposition i
$b_x[i], b_y[i]$	x bzw. y -Position eines Eintrags einer Merkmalsliste an der Listenposition i
$b_{\Delta v}[i]$	Wert des maximalen Anstiegs eines Kantenbereichs, definiert als Merkmalslisteneintrag
$b_{\Delta x}[i]$	Kantenlänge: Differenz aus Kantenbeginn und Kantenende, definiert als Merkmalslisteneintrag
$b_{x\Delta v}[i], b_{y\Delta v}[i]$	Position des maximalen Anstiegs eines Kantenbereichs, definiert als Merkmalslisteneintrag
$b_{xe}[i]$	Ende eines Kantenbereichs, definiert als Merkmalslisteneintrag
$C1, C2$	Variablen zur Änderung der Helligkeit ($C1$) und des Kontrasts ($C2$)

$c_{i,j}$	listenbasierte Operation
d	aktuell berechneter Schwellwert zur Glottissegmentierung
e_b	globaler Bildparameter Energie
$e_b[x, y]$	lokaler Bildparameter Energie
F_0	erster 2-Pixel breiter Filter zur Detektion des Kantenbeginns
F_1	zweiter breiterer Filter zur Bestimmung des Kantenendes
g	Ergebnisbild/Koeffizientenbild
h	Faltungsmaske/lokaler Operator/Template
$H[g]$	relative Häufigkeit des Grauwertes g (Histogramm)
K	Anzahl der Bilder einer Bildserie
L_b	Länge der Merkmalsliste b
max_v	konstanter Grauwert, von dem die absolute Differenz der MIDKK abgezogen wird
N_x / M_x	Anzahl der Spalten/Zeilen des Bildes x
$P_{x,y,i,j}$	Funktion zur Positionabestimmung; liefert 1 wenn die Kombination aus den i -ten und j -ten Merkmalspunkten der Merkmalsliste Einfluss auf das Ergebnissbild an Stelle x,y hat, sonst 0
$PSNR$	Peak-Signal-Rausch-Abstand (peak signal to noise ratio)
r	segmentierte Bereiche der Glottis
S	Schwellwert
T	Tanimoto-Koeffizient
T_+/T_-	Mass für Über- bzw. Untersegmentierung
v_{min}, v_{max}	Minimaler bzw. maximaler Grauwert des Wertebereichs
x, y, i, j	Indizes
MIBKK	merkmalslistenbasierte binäre Kreuzkorrelation
MIDKK	differenzbasierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation mit Negierung
MIEKK	merkmalslistenbasierte empirische Kreuzkorrelation
MIKKK	merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation unter Verwendung der Kreuzkovarianz
MIKK	merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation
MIKV	merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren

MINKK	merkmalslistenbasierte normierte Kreuzkorrelation
MIQDKK	merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation mit quadratischem Abstandsmaß
PxBKK	pixelbasierte binäre Kreuzkorrelation
PxDKK	differenzbasierte pixelbasierte Kreuzkorrelation mit Negierung
PxEKK	pixelbasierte empirische Kreuzkorrelation
PxKKK	Kreuzkorrelationsverfahren auf Grundlage der Kreuzkovarianz
PxKK	pixelbasierte Kreuzkorrelation
PxKV	pixelbasierte Kreuzkorrelationsverfahren
PxNKK	pixelbasierte normierte Kreuzkorrelation
PxQDKK	pixelbasierte Kreuzkorrelation mit quadratischem Abstandsmaß
ATISA	Abkürzung für: Adaptive Time Series Analysis
CT	Computer-Tomographie
EEG	Elektroenzephalogramm
FFT	Fast Fouriertransformation
HK	Hinterkante, Kantenanstieg mit negativen Gradienten
MBq	Megabecquerel - Einheit der Radioaktivität
MRT	Magnet-Resonanz-Tomographie
PET	Positronen-Emissions-Tomographie
ROI	Region-of-Interest, zur Berechnung verwendeter Bildausschnitt
VK	Vorderkante, Kantenanstieg mit positiven Gradienten

Glossar

Kreuzkorrelationsverfahren	18
aktiver Filter	138
ATISA	136
Bildfusion	9
Bildlisten	14
binäre Kreuzkorrelation	20
Dosimetrie	122
empirischer Korrelationskoeffizient	19
Fast Fouriertransformation (FFT)	24
Filter	138
Gradientenbetragsbild	16
Gradientenbild	16
Kante	16
Kanten	15
Kantenbereich	44
Kantenbild	16
Kantenliste	17
Kantenmodell	15
Kantenpunktpaare	97
Koeffizientenbild	18
Kontext - Filterkontext	141
Kontext - Pipekontext	141
Konturbild	17
Kreuzkorrelation	19

Kreuzkovarianz	19
Merkmalsbild	17
Merkmalslisten	16, 39
Merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelationsverfahren	39
Muster - Microkernel	139
Muster - Pipes and Filters	138
Muster - Reflection	138
Muster - Tee and Join	138
normierte Kreuzkorrelation	19
Pipe	138
Positronen-Emissions-Tomographie (PET)	118
PSNR	28
Pull-Pipeline	138
Push-Pipeline	138
Region-of-Interests (ROI)	123
ROI	95
Signalverarbeitungspipeline	138
Template	17
Templatematching	17
Tracer	125
Verschiebungsvektor	103
Winkelbild	16

Thesen:

- Das Weglassen von Merkmalspunkten, deren Wert Null ist, hat bei den listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren, bei denen die Bedingung (*Gl. 4.29*) erfüllt ist, keinen Einfluss auf das Ergebnis des Kreuzkorrelationsverfahrens.
- Bei den listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren, bei denen durch das verwendete Abstandsmaß Nullen Einfluss auf das Ergebnis haben (*Gl. 4.29*), weichen die Ergebnisse der listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren von den entsprechenden pixelbasierten Verfahren ab, wenn Listen verwendet werden, die keine Einträge enthalten, deren Werte Nullen sind.
- Die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren reagieren empfindlich gegenüber allen Veränderungen von Objekten. Dies betrifft die Empfindlichkeit gegenüber Rauschen, Helligkeits- und Kontraständerungen, Änderungen der Objektgröße sowie der Schärfe.
- Die Ergebnisse der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren besitzen hohe Koeffizientenwerte und ein hohes „Peak-Signal-to-Noise-Ratio“ (PSNR). Weiterhin zeigen sie einen deutlichen Peak der Koeffizienten und des PSNR an der Stelle, an der Objekt und Template übereinstimmen.
- Die Höhe der Koeffizientenwerte und des PSNR sowie die deutlichen Peaks der Koeffizientenwerte und des PSNR ermöglichen es, trotz der Empfindlichkeit merkmalslistenbasierter Kreuzkorrelationsverfahren, selbst bei Störungen, Objekte robust zu detektieren, sie von anderen zu unterscheiden und auch kleine Änderungen von Objekten zu detektieren.
- Im Gegensatz zu den pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren besitzen die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren deutlich unterschiedliche Kurvenverläufe der Koeffizienten und des PSNR wenn ein mit dem Template übereinstimmendes Objekt und ein nicht übereinstimmendes Objekt im Bild enthalten ist.
- Die Berechnungsgeschwindigkeit der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren ist im Vergleich zu den pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sehr hoch. Bei den hier untersuchten medizinischen Aufgabenstellungen sind die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren fünf- bis zwölfmal schneller.
- Die Berechnungsgeschwindigkeit, die Empfindlichkeit und die Qualität der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren ist abhängig vom zugrundeliegenden Merkmalsextraktionsverfahren.
- Im Gegensatz zu der konstanten und von der Größe der verwendeten Bilder abhängigen Berechnungsgeschwindigkeit der pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren ist die Berechnungsgeschwindigkeit der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren nicht konstant und ist von der Länge der Merkmalslisten abhängig. Je kleiner die Merkmalslisten, desto schneller sind die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren.
- Viele Merkmalsextraktionsverfahren liefern um so kleinere Merkmalslisten, je besser die Bildbedingungen sind. Daraus folgt: je besser die Bildbedingungen sind, desto schneller sind die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren.
- Bei Störungen reagieren die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren eher mit Fehldetektionen als die pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren.
- Die Ergebnisse der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren schwanken im Gegensatz zu den Ergebnissen der pixelbasierten Kreuzkorrelationsverfahren stärker.
- Die Größe und der Inhalt des verwendeten Templates hat Einfluss auf die Geschwindigkeit und das Ergebnis der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren.

-
- Die listenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sind einfach parallelisierbar, indem zum Beispiel eine beliebige Anzahl von Einträgen einer Liste mit der vollständigen anderen Liste auf verschiedene Threads aufgeteilt werden.
 - Die regelbasierte Kantenerkennung liefert sowohl bei sehr langen als auch bei bis zu einem Pixel breiten Kantenanstiegen eine genaue Position des Beginns und des Endes des Kantenanstiegs.
 - Die kantenbasierte Segmentierung der Glottis in Hochgeschwindigkeitsbildern unter Verwendung der regelbasierten Kantenerkennung liefert in kurzer Zeit ohne Nutzerinteraktion gute Ergebnisse.
 - Die zusätzlichen Informationen über die Länge der Kante und die Gesamtkantenhöhe, welche die regelbasierte Kantenerkennung liefert, ist bei der Segmentierung bzw. bei der Ausreißerbehandlung von Vorteil.
 - Die These, dass der Nachteil der Empfindlichkeit der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren durch den Vorteil der hohen Koeffizientenwerte und des hohen PSNR sowie die deutlichen Peaks der Koeffizientenwerte und des PSNR ausgeglichen wird, hat sich auch in der Praxis bestätigt.
 - Die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren können zur Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern verwendet werden.
 - Die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation, die eine einfache Multiplikation enthält (MIKK), ist aufgrund zu hoher Werte im Bereich des Sehnervs nur zur Detektion des Sehnervs einsetzbar.
 - Die binäre merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (MIBKK) liefert bei den medizinischen Anwendungen zum Teil bessere Ergebnisse als es aufgrund der Untersuchungen mit Hilfe künstlicher Bilder zu erwarten ist.
 - Bei der merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation auf Grundlage der quadratischen Distanz (MIQDKK) haben Nullen Einfluss auf das Korrelationsergebnis (*Gl. 4.29*). Dieses Verfahren liefert bei verkürzten geschwindigkeitsoptimierten Merkmalslisten schlechte Ergebnisse.
 - Durch die Negierung bei der differenzbasierten merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelation (MIDKK) wird ein sehr gutes Korrelationsergebnis erreicht, selbst wenn bei diesem Verfahren Nullen Einfluss auf das Ergebnis haben (*Gl. 4.29*) und darüber hinaus verkürzte Merkmalslisten verwendet werden.
 - Templates mit einer Größe von 100×100 Pixel liefern bei der Bewegungskompensation von Augenhintergrundbildern gute Ergebnisse bei einer schnellen Berechnung der Kreuzkorrelation. Größere Templates liefern bessere Erkennungsergebnisse, sind aber langsamer. Die verwendeten kleinen Templates mit einer Größe von 40×40 Pixel werden zwar schneller berechnet, jedoch ist das Erkennungsergebnis schlechter.
 - Die merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren sind auch bei stark verrauschten nuklearmedizinischen Bildern mit zusätzlicher Glättung einsetzbar.
 - Das Verfahren zur Unterstützung der Dosimetrie der Radiorezeptortherapie liefert gute Ergebnisse. Die Abweichungen der ermittelten Energiedosen liegen unterhalb der geforderten Abweichung.
 - Sowohl die pixelbasierte normierte Kreuzkorrelation (PxNKK) als auch die differenzbasierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (MIDKK) ermöglichen die Detektion von Templates in Szintigraphiebilder zur Unterstützung der Dosimetrie der Radiorezeptortherapie. Aufgrund der schnelleren Berechnung der MIDKK ist dieses Verfahren besser geeignet.

-
- Als beste Kombination aus merkmalslistenbasierten Kreuzkorrelationsverfahren und Merkmalsextraktion hat sich die differenzbasierte merkmalslistenbasierte Kreuzkorrelation (MIDKK) in Kombination mit der regelbasierten Kantenerkennung sowohl bei den Untersuchungen anhand der künstlichen Bilder als auch bei den medizinischen Anwendungen herausgestellt.
 - Die entwickelte Softwarearchitektur, die aus einer Kombination aus dem „Microkernel“- , dem „Reflection“- und dem „Pipes- and Filters“-Muster besteht, hat sich vorteilhaft für die Implementierung der für die Untersuchungen notwendigen Algorithmen erwiesen, da die Algorithmen leicht implementiert, wiederverwendet und erweitert werden können.
 - Durch die Trennung der Implementierung von der Steuerung mit Hilfe der sogenannten Kontexte, können leicht verschiedene Arten von Pipelinesteuerungen umgesetzt werden.
 - Die „Pull-Push“-Steuerung lässt sich für einfache Pipelinestrukturen leicht anwenden. Für die Umsetzung komplexerer Pipelinestrukturen ist die Kenntnis der verschiedenen Regeln der „Pull-Push“ Steuerung notwendig.
 - Globale Steuerungen sind für feste Abläufe, wie z. B. bei eigenständigen Applikationen sinnvoll. Der Ablauf der Pipeline lässt sich bei der Petrinetzsteuerung simulieren. Die nur „Pull-“ bzw. die nur „Push-“ Steuerung sind einfachere Ablaufsteuerungen.
 - Die Trennung von Parameter und Daten ist nur bei hochdimensionalen Berechnungskomponenten sinnvoll, da sich Parameter genauso wie Daten ändern können.
 - Der „Cross-Connect“-Filter ermöglicht die Erstellung von Unterpipelines und somit die Erstellung von bedingten Pipelineaufrufen. Hierüber ist die Kapselung des Systems als eigenständige Applikation möglich.

Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Bei der Auswahl und Auswertung des verwendeten Materials haben mir keine Personen in entgeltlich oder unentgeltlicher Weise geholfen.

Weitere Personen waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich hierfür nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten (Promotionsberater oder anderer Personen) in Anspruch genommen. Niemand hat von mir unmittelbar oder mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalte der vor gelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im In- noch im Ausland in gleichere oder ähnlichen Form einer Prüfungsbehörde vorgelegt.

Ich bin darauf hingewiesen worden, dass die Unrichtigkeit der vorstehenden Erklärung als Täuschungsversuch angesehen wird und den erfolglosen Abbruch des Promotionsverfahrens zu Folge hat.

Ilmenau, 7. Januar 2008

(Ort, Datum)

(Unterschrift)