



Forschungsinstitut für  
Wasser- und Abfallwirtschaft  
an der RWTH Aachen

FiW e.V.  
Mies-van-der-Rohe-Str. 17  
52056 Aachen  
Fon 0241 80 2 68 25  
Fax 0241 87 09 24  
fiw@fiw.rwth-aachen.de  
www.fiw.rwth-aachen.de

# ABSCHLUSSBERICHT

## Zweite Phase des Projektes „Entwicklung und Erprobung eines digitalen Bilderkennungs- und Bildverarbeitungsverfahrens zur objektiven Zustandserfassung von Kanalisationen“

AZ: 22006/02

gefördert durch



Deutsche Bundesstiftung Umwelt

[www.dbu.de](http://www.dbu.de)

Projektverbund



UNIVERSITÄTSKLINIKUM  
AACHEN

SEBS  
BS|ENERGY Gruppe





IBAK  
Helmut Hunger GmbH  
& Co KG



Institut für Medizinische Informatik der RWTH Aachen  
Medizinische Bildverarbeitung



Stadtentwässerung  
Braunschweig GmbH



Forschungsinstitut für  
Wasser- und Abfallwirtschaft  
an der RWTH Aachen

Abschlussbericht zum Projekt

**Entwicklung und Erprobung eines  
digitalen Bilderkennungs- und Bildverarbeitungsverfahrens zur  
objektiven Zustandserfassung von Kanalisationen**

Phase 2

AZ: 22006/02

---

*gefördert durch*



Deutsche Bundesstiftung Umwelt

[www.dbu.de](http://www.dbu.de)

Aachen, im Juni 2009  
MI, RWTH Aachen

Prof. Dr. T. Deserno

Aachen, im Juni 2009  
FiW an der RWTH Aachen

Dr.-Ing. K. Müller



---

## Projektbearbeitung

### Institution

Forschungsinstitut für Wasser- und Abfallwirtschaft  
an der RWTH Aachen (FiW) e.V.

Mies-van-der-Rohe-Str. 17

52056 Aachen

Institut für Medizinische Informatik der RWTH Aachen  
- Medizinische Bildverarbeitung -

Pauwelsstr. 30

52057 Aachen

IBAK

Helmut Hunger GmbH & Co KG

Wehdenweg 122

24148 Kiel

Stadtentwässerung Braunschweig GmbH  
SE|BS

Steinweg 26

38100 Braunschweig

### Bearbeiter

Dr.-Ing. K. Müller

Dipl.-Ing. S. Hüben

Prof. Dr.rer.nat. Dipl.-Ing. Th.  
Deserno, geb. Lehmann

Dipl.-Inform. W. Liao

M. Sc. Gael Pentang

Dipl.-Ing. H. Rehse

Dipl.-Ing. N. Göbel



## INHALTSVERZEICHNIS

<b>1</b>	<b>Zusammenfassung .....</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Veranlassung und Zielsetzung.....</b>	<b>4</b>
2.1	Zustandserfassung von kommunalen Kanalisationen .....	4
2.1.1	Allgemeines .....	4
2.1.2	Kameratechnik.....	6
2.1.2.1	Analoge Aufnahmetechnik.....	6
2.1.2.2	Sewer Scanner & Evaluation Technology .....	6
2.1.2.3	PANORAMO-System.....	8
2.1.2.4	Weitere Systeme in der industriellen Vorentwicklung.....	9
2.1.2.5	Fazit.....	10
2.1.3	Zustandsbeschreibung, -klassifizierung und Bewertung .....	10
2.1.4	Praktische Umsetzung der Zustandserfassung .....	14
2.2	Zusammenfassung der Ergebnisse aus Projektphase 1 .....	15
2.3	Projektphase 2.....	21
2.3.1	Aufgabenstellung.....	21
2.3.2	Projektentwicklung.....	25
<b>3</b>	<b>Methoden und Ergebnisse .....</b>	<b>26</b>
3.1	Dateninfrastruktur .....	26
3.1.1	Datenstand .....	26
3.1.2	IRMA Framework und die Schnittstellen .....	27
3.1.3	Windows Applikationen .....	31
3.2	Algorithmenentwicklung.....	32
3.2.1	Einführung .....	32
3.2.1.1	Arbeitsfluss .....	32
3.2.1.2	Moduldefinition .....	34
3.2.2	Vorverarbeitung .....	36
3.2.3	Bildverarbeitungsalgorithmen .....	38
3.2.3.1	Muffenerkennung.....	38
3.2.3.2	Fließspurerkennung.....	43
3.2.3.3	Anschlusserkennung .....	49

3.2.3.4	Schachterkennung.....	63
3.2.3.5	Erkennung schadensfreier Bereiche .....	64
3.2.3.6	Rissdetektion .....	68
3.2.4	Klassifikation.....	72
3.2.4.1	Muffenklassifikation .....	72
3.2.4.2	Anschluss- bzw. Stützenklassifikation .....	74
<b>4</b>	<b>Einordnung.....</b>	<b>76</b>
4.1	Ergebnisse anderer Arbeitsgruppen .....	76
4.1.1	Pipeline Infrastructure Research Center (PIRC) .....	76
4.1.2	Arbeitsgruppe WinCan .....	80
4.1.3	Arbeitsgruppe RedZone .....	83
4.2	Gegenüberstellung, ökonomische und ökologische Bewertung .....	84
<b>5</b>	<b>Ausblick.....</b>	<b>91</b>
<b>6</b>	<b>Maßnahmen zur Verbreitung der Vorhabensergebnisse .....</b>	<b>94</b>
6.1	Veröffentlichungen und Vorträge mit Bezug zum Vorhaben (Phase 1 und Phase 2).....	94
6.2	Bewilligte F&E-Anträge mit Bezug zum Vorhaben .....	95
6.2.1	Entwicklung von digitalen Bilderkennungsalgorithmen zur Zustandsanalyse kommunaler Abwasserkanäle unter Nutzung perspektivischer Rohransichten .....	95
6.2.2	Erfassung kommunaler Infrastrukturdaten mit Georadar und Medizinischer Bildverarbeitung.....	96
<b>7</b>	<b>Literatur .....</b>	<b>97</b>

## Anhang

**VERZEICHNIS DER BILDER**

Bild 2-1:	Ablaufdiagramm für die Sanierung von Entwässerungssystemen (DIN, 1997) .....	5
Bild 2-2:	Beispiel einer Dreh-Schwenkkopfkamera mit analoger Aufnahmetechnik (Schwenkkopfkamera ARGUS-4EEx, IBAK) in axialer Ansicht.....	6
Bild 2-3:	DigiSewer: Kamerasystem auf iPEK Trägersystem (links), Funktionsschema (rechts); (Quelle: iPEK Spezial-TV GmbH & Co KG) .....	7
Bild 2-4:	DigiSewer: Visualisierung der Abwicklungsansicht und der axialen Ansicht; (Quelle: iPEK Spezial-TV GmbH & Co KG .....	7
Bild 2-5:	PANORAMO-System der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG .....	8
Bild 2-6:	PANORAMO-System der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG: Visualisierung der Bildinformationen .....	9
Bild 2-7:	Darstellung des Fisheye-Objektives der RPP® DuoVision mit gegenüberliegendem optischen 10fach-Zoom-Objektiv (Quelle: Fa. RICO EAB, Kempten).....	10
Bild 2-8:	Spherix System mit kombiniertem Scanner - Dreh-Schwenk Kamerakopf (Fa. JT-Elektronik GmbH, Lindau).....	10
Bild 2-9:	Gegenüberstellung der Schäden, die ausschließlich bei der Erstinspektion erfasst wurden und der Schäden, die bei Erst- und Wiederholungsinspektion erfasst wurden für vier verschiedene Städte in Holland (Dierksen et al., 2007) .....	15
Bild 2-10:	Pipe Statistics: Häufigkeitsverteilung der Schadenskürzel (aggregiert über den ersten Buchstaben des Zustandskürzels) .....	16
Bild 2-11:	Pipe Statistics: Häufigkeitsverteilung der Steuerkürzel (aggregiert über den ersten Kürzel-Buchstaben) .....	17
Bild 2-12:	Beispiel für eine falsch positive Muffendetektion.....	19
Bild 2-13:	Nicht erkannte Muffe aufgrund mangelnden Kontrasts .....	19
Bild 2-14:	Beispiel einer Anschlusserkennung.....	20
Bild 2-15:	Arbeitspakete der zweiten Projektphase .....	24
Bild 3-1:	Startseite <i>Pipe Algorithm Tester</i> - Übersicht für Sequenzlisten.....	28
Bild 3-2:	<i>Pipe Algorithm Tester</i> – Übersicht für durchgeführte Experimente .....	28
Bild 3-3:	Elemente des <i>Pipe Algorithm Tester</i> .....	30
Bild 3-4:	Ground-truth Editor.....	30
Bild 3-5:	Windows-portierte graphische Oberfläche .....	31
Bild 3-6:	Arbeitsfluss der Verarbeitungskette.....	32

Bild 3-7:	Beispiel einer XML-Konfigurationsdatei.....	33
Bild 3-8:	Konkrete Instanz der Berechnung.....	34
Bild 3-9:	Arbeitsfluss innerhalb eines Moduls.....	34
Bild 3-10:	Beispielsegment (Fließspur zentriert zur intuitiveren Wahrnehmung).....	36
Bild 3-11:	Feature Maske für Bild 3-5.....	36
Bild 3-12:	Bildvorverarbeitung – Original (links) und Ergebnis (rechts) nach Grauwertkonvertierung und Entfernen der periodischen Störungen durch Fourier-Filterung.....	37
Bild 3-13:	Beispiel der optischen Variabilität von Muffen. Links ist ein „Idealfall“ einer Muffe zu sehen. Die weiteren Beispiele illustrieren die Schwierigkeit der Muffenerkennung. Rechts ist eine rote Gerade eingeblendet, welche die geometrieabhängige Verzerrung der Abwicklungen verdeutlicht.....	38
Bild 3-14:	Flussdiagramm für die Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion	39
Bild 3-15:	Muffenerkennung: Projektionsbasierter Algorithmus. A – Originalbild, B – 8- Bit Grauwertbild, C – Kantenerkennung in x-Richtung, D – Kanteneeliminierung, E – Fensterung, F – Kantenbelegung Fenster an Position, G – Schwellwertbildung (0.42), H – Ergebnis.....	40
Bild 3-16:	Qualitative Ergebnisse: kurze Kanten werden nicht entfernt.....	41
Bild 3-17:	Flussdiagramm für die Muffenklassifikation bezüglich Lageabweichung ...	42
Bild 3-18:	Flussdiagramm für die globale Fließspurerkennung durch Fensterung.....	44
Bild 3-19:	Qualitatives Ergebnis der Fließspurerkennung durch globale Fensterung.	45
Bild 3-20:	Flussdiagramm für segmentweise Fließspurendetektion durch Hough- Transformation.....	45
Bild 3-21:	Verarbeitungsschritte: Fließspurerkennung durch Segmentweise Hough- Transformation. A – Originalbild, B – Fließspuren-Zentrierung, C – Medianfilter, D – Horizontale Teilung, E – Kanteneeliminierung, F – Kantenerkennung in x-Richtung, G – Liniensuche mit Hough- Transformation, H – Ergebnis (Markierung im Originalbild).....	47
Bild 3-22:	Qualitative Ergebnisse: Fließspurerkennung durch segmentweise Hough- Transformation. A –Region innerhalb einer Haltung, B – Muffenerkennung, C – Aufschnitt zwischen Muffen, D – Zentrierung und Medianfilterung, E – Horizontale Teilung und Kantenerkennung in x-Richtung, F – Kanteneeliminierung, G – Liniensuche mit Hough-Transformation, H – Markierung im Originalbild.....	48
Bild 3-23:	Beispiel der optischen Variabilität von Anschlüssen. Die Formunterschiede entstehen größtenteils durch perspektivische Verzerrung je nach Positionierung der Kamera im Kanal relativ zum Anschluss.....	49

Bild 3-24:	Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Binarisierung mit Bounding-Box Kriterium.....	50
Bild 3-25:	Verarbeitungsschritte: Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box. A – Originalbild, B – 8-Bit Grauwertbild, C – Schwellwertbildung (Schwellwert 40), E – Erosion (quadratisches Strukturelement der Größe 9), F – Dilatation (quadratisches Strukturelement der Größe 13), G – Labelling inkl. falsch positivem Befund, H – Ergebnis.....	52
Bild 3-26:	Qualitatives Ergebnis der erkannten Anschlüssen bei Binarisierung und Bounding-Box. A – Eingabebild, B – Graustufenkonvertierung und Medianfilter, C – Binarisierung mit adaptivem Schwellwert, D – Entfernung kleiner Regionen, E – Erosion, F – Dilatation, G – Bounding-Box-Kriterium, H – Ergebnis.....	53
Bild 3-27:	Qualitatives Ergebnis. Problem bei der Anschlusserkennung mit Binarisierung und Bounding-Box Kriterium.....	55
Bild 3-28:	Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Binarisierung und Flächenkriterium.....	56
Bild 3-29:	Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Hough-Transformation .....	57
Bild 3-30:	Verarbeitungsschritte der Anschlusserkennung durch Hough-Transformation. A – Originalbild, B – Kantenerkennung, C – Akkumulatorebene 1, D – Akkumulatorebene 2, E – Akkumulatorebene 3, F – Akkumulatorebene 4, G – Akkumulatorebene 5, H – Akkumulatorebene 6, I – Akkumulatorebene 7, J – Akkumulatorebene 8, K – Akkumulatorebene 9, L – Akkumulatorebene 10, M – Akkumulatorebene 11, N – Akkumulatorebene 12.....	58
Bild 3-31:	Qualitative Ergebnisse: Detektion heller Anschlüsse .....	59
Bild 3-32:	Qualitative Ergebnisse: falsch positive Anschlussdetektion (hohe Sensibilität des Algorithmus für Kanten).....	59
Bild 3-33:	Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse mit Hybridem Ansatz..	60
Bild 3-34:	Verarbeitungsschritte: Anschlusserkennung durch hybrider Ansatz. A – Originalbild, B – 8-Bit Grauwertbild, C – Schwellwertbildung, D – Erosion, E – Dilatation, F – Labelling inklusive falsch positivem Befund, G – Resultat, H – ROI der Plausibilitätsprüfung mit Hough-Transformation, I – Kantenbild, J – Visualisierung der Best-Matching-Ellipse, die zum Ausschluss des falsch-positiven Befundes dient.....	62
Bild 3-35:	Flussdiagramm der Schachtererkennung.....	63
Bild 3-36:	Qualitative Bewertung: Schachtererkennung .....	63
Bild 3-37:	Flussdiagramm für die Erkennung der Auffälligkeiten mit Entropie-Filter...	64

Bild 3-38:	Links: Originalbild, rechts: Kachelung und Entropieberechnung.....	65
Bild 3-39:	Qualitätsergebnisse für die Auffälligkeitserkennung segmentsweise durch Entropie-Filter.....	66
Bild 3-40:	Flussdiagramm der Auffälligkeitserkennung durch Kantenlängenanalyse .	67
Bild 3-41:	Flussdiagramm der Rissdetektion durch Symmetrie .....	67
Bild 3-42:	Verarbeitungsschritte der Rissdetektion durch Symmetrie.....	68
Bild 3-43:	Qualitatives Ergebnis der Rissdetektion durch Symmetrie: keine deutliche optische Verbesserung für Risse.....	68
Bild 3-44:	Flussdiagramm für die Rissdetektion nach der Methode von Iyer und Sinha	69
Bild 3-45:	Verarbeitungsschritte: Rissdetektion nach Iyer und Sinha. A- Originalbild, B-Medianfilterung, C- Graustufenbild, D- Bild nach dem Closing, E- LoG Filterung, F- Bild nach erneutem Closing, G- Bild nach Opening, H-Bild nach dem finalen Closing I- Ergebnis.....	71
Bild 3-46 :	Qualitative Ergebnisse der Rissdetektion nach Iyer und Sinha .....	72
Bild 3-47:	Flussdiagramm der Muffenklassifikation .....	73
Bild 3-48:	Verarbeitungsschritte für die Muffenklassifikation .....	73
Bild 3-49:	Flussdiagramm der Anschlussklassifikation.....	74
Bild 3-50:	Verarbeitungsschritte der Anschlussklassifikation .....	75
Bild 4-1:	Methodik der softwaregestützten Analyse von Kanalhaltungen .....	87
Bild 4-2:	Beispiele schadensfreier Haltungsbereiche oben im Neubestand mit wenigen optischen Auffälligkeiten unten im Altbestand mit einer Vielzahl optischer Auffälligkeiten.....	88
Bild 4-3:	Beispiel der optischen Variabilität von Anschlüssen in Steinzeugrohren ...	89

## VERZEICHNIS DER TABELLEN

Tabelle 2-1:	Aufbau eines Zustandstextes für Abwasserkanäle und -leitungen nach ATV-M 143-2 (ATV, 1991).....	12
Tabelle 2-2:	Aufbau eines Zustandstextes für Abwasserkanäle und -leitungen nach DIN EN 13508-2 (DIN, 2003).....	13
Tabelle 2-3:	Erkennungsleistung der Algorithmen. Die im Bereich des Information Retrieval gebräuchlichen Maße Recall und Precision beziffern die Trefferquote und Genauigkeit der Recherche. Der Recall ist das Verhältnis der richtigen Antworten des Systems zu allen richtigen Einträgen in der Datenbank; die Precision ist das Verhältnis der richtigen zu allen Systemantworten. Das F-Measure ist das harmonische Mittel beider Maße und kann als Performanceindex verwendet werden.....	18

Tabelle 3-1:	Gesamtdatenbestand aus 559 Kanalhaltungsinspektionen .....	26
Tabelle 3-2:	Corpora der Experimente .....	27
Tabelle 3-3:	Feature Codes des OZEK-Frameworks .....	35
Tabelle 3-4:	Ergebnistabelle Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion.....	41
Tabelle 3-5:	Ergebnistabelle der Muffenerkennung durch flächenbasierten Algorithmus (Laufzeit in Sekunden).....	43
Tabelle 3-6:	Quantitative Ergebnisse: Adaptiver Schwellwert im Rotkanal (Laufzeit in Sekunden) .....	54
Tabelle 3-7:	Quantitative Ergebnisse: Fester Schwellwert in allen 3 Kanälen (Laufzeit in Sekunden) .....	54
Tabelle 3-8:	Quantitative Ergebnisse: Fester Schwellwert in Rotkanal (Laufzeit in Sekunden) .....	54
Tabelle 3-9:	Quantitative Ergebnisse: Anschlusserkennung durch Hough- Transformation (Laufzeit in Sekunden) .....	59
Tabelle 3-10:	Quantitative Ergebnisse: Anschlusserkennung mit hybridem Ansatz (Laufzeit in Sekunden).....	62

**ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS**

<b>Kürzel</b>	<b>Erläuterung</b>	<b>Einheit</b>
ATV-DVWK	Abwassertechnischen Vereinigung e.V. (ATV) und Deutscher Verband für Wasserwirtschaft und Kulturbau e.V. (DVWK); heute DWA	
B	Beton	
CEN	Comité Européen de Normalisation	
CenSCIR	Center for Sensed Critical Infrastructure Research	
DIN	Deutsches Institut für Normung e.V.	
DIN EN	Deutsche Übernahme einer Europäischen Norm	
DWA	Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V.	
EN	Europäische Norm	
IRMA	Image Retrieval in Medical Applications	
OZEK	Objektive Zustandserfassung von Kanalisationen	
PEHD	Polyethylen high density	
PIRC	Pipeline Infrastructure Research Center	
PITA	Pennsylvania Infrastructure Technology Alliance	
SIFT	Scale Invariant Feature Transform	
SSET	Sewer Scanner & Evaluation Technology	
STZ	Steinzeug	
XML	Extensible Markup Language	



## 1 Zusammenfassung

Die öffentlichen deutschen Kanalisationsnetze haben derzeit eine Gesamtkanallänge von etwa 485.000 km (stat. Bundesamt, 2001). Laut Umfragen der DWA (Berger et al., 2004) kann derzeit davon ausgegangen werden, dass etwa 20 % der Kanalisation einen mittelfristigen Sanierungsbedarf aufweisen. Hieraus resultiert, dass in den nächsten Jahren etwa 95.000 km Kanalnetz zu sanieren sind. Der Gesamtsanierungsbedarf für die öffentliche Kanalisation in Deutschland liegt damit derzeit in einer Größenordnung von 50 bis 55 Milliarden Euro (Berger et al., 2004).

Eine Vielzahl der diesem Sanierungsbedarf zu Grunde liegenden Schäden führt nicht nur zur Beeinträchtigung der baulichen Substanz, sondern darüber hinaus zu Undichtigkeiten in der Kanalisation: Je nach Grundwasserstand können diese Undichtigkeiten Grundwasserinfiltrationen oder Abwasserexfiltrationen mit entsprechenden Umweltbelastungen zur Folge haben.

Die Entscheidung, ob und mit welchem Verfahren die Sanierung einer Kanalhaltung durchgeführt wird, beruht derzeit in aller Regel auf den Ergebnissen der indirekten optischen Zustandserfassung mittels Kanal-TV (TV-Inspektion). Hierfür stehen mittlerweile verschiedene Kameratechniken (Dreh-Schwenkkopf-Kamera, analoge oder digitale Scannersysteme) zur Verfügung, die als ausgereift eingestuft werden können. Trotzdem zeigen verschiedene unabhängige Untersuchungen, dass die Qualität der optischen Zustandserfassung bzw. die Protokollierung des Zustandes der Kanalhaltungen offensichtlich ungenügend ist. Als Gründe können mangelnde Qualifikation Ermüdung und teilweise auch mangelnde Motivation der Fernaugenführer identifiziert werden.

Eine Möglichkeit, die Qualität der optischen Zustandserfassung zu verbessern, liegt in der Entwicklung und Verwendung von Bilderkennungsalgorithmen, die eine objektive Analyse ohne Motivationsprobleme und Flüchtigkeitsfehler bieten kann. Der Fokus liegt dabei auf einer größtmöglichen Unterstützung und Entlastung eines menschlichen Inspektors. Zum einen sollen die Positionen von erkannten Kanalbestandteilen oder Schäden angezeigt werden, die der Inspekteur dann lediglich übernehmen muss. Dies bringt nicht nur eine Erleichterung bei der Protokollierung mit sich, sondern es wird vor allem auf Bildinhalte aufmerksam gemacht, die dem Fernaugenführer ansonsten eventuell entgangen wären. Eine ganz erhebliche Entlastung verspricht darüber hinaus die automatische Erkennung so genannter ereignisloser Haltungssegmente, in denen weder Schäden noch bauliche Kanalbestandteile zu protokollieren sind. Bei einer entsprechenden Robustheit der Erkennungsalgorithmen brauchen diese Bereiche dann nicht mehr manuell gesichtet zu werden, so dass sich eine deutliche Zeitersparnis ergibt, die eine entsprechende ökonomische Relevanz erwarten lässt.

Auch bleibt ggf. mehr Zeit für die restlichen Kanalbereiche, so dass diese genauer untersucht werden können und somit die zu erwartende Untersuchungsqualität steigt.

Darüber hinaus führt eine ergänzende explizite Detektion und Klassifikation von baulichen Gegebenheiten, wie z. B. Anschlüssen oder Stützen sowie Schäden, wie z. B. Risse oder Korrosionen, zu einer weiteren Entlastung des protokollierenden Mitarbeiters. Dies gilt insbesondere vor dem Hintergrund, dass mit der Einführung der Schadenskodierung nach DIN-EN 13 508 - 2 (DIN, 2003) ein erheblicher Mehraufwand gegenüber der bis dato durchgeführten Kodierung entstanden ist.

Um die nötige Praxisrelevanz der Ergebnisse zu gewährleisten, erfolgten Training und Test der Bilderkennungsalgorithmen anhand von Realdaten, die im Zuge der routinemäßigen Inspektion des Kanalbestandes erhoben wurden. Im Einzelnen lag der Gesamtdatenbestand bei etwa 560 Kanalhaltungen, von denen 76 Haltungen aus (Stahl)beton und 38 Haltungen aus Kunststoffrohren (PEHD) bestanden. Die übrigen etwa 450 Haltungen bestanden aus Steinzeugrohren. Der Datenbestand repräsentierte damit das volle Spektrum unterschiedlicher optischer Manifestationen der Kanalbestandteile und ihrer Schäden.

Zur Kooperation zwischen den verteilten Projektpartnern wurden bereits in der ersten Projektphase umfangreiche, über Internetbrowser zugängliche Benutzerschnittstellen entwickelt, welche einen Gesamtüberblick über die hohen Variabilitäten von Kanalbestandteilen und -schäden bieten, sowie Möglichkeiten zur Konsistenzprüfung von Inspektionsdaten und der Visualisierung von Bildverarbeitungsschritten und Klassifikationsergebnissen erlauben. Dieses System wurde entsprechend der Anforderungen weiter ausgebaut.

Auf dieser Basis wurden im Rahmen des Vorhabens Algorithmen zur Detektion von

- Muffen,
- Fließspuren,
- Schächten,
- Schadensfreien bzw. optisch unauffälligen Rohren,
- Anschlüssen bzw. Stützen sowie
- Rissen

entwickelt und in ein eigenständiges Windows-Programm implementiert.

Die Erkennungsleistung und damit Praxistauglichkeit der Algorithmen variiert je nach betrachteten Merkmal und Ansatz. So kann z. B. für die Muffendetektion unter allen Bedingungen eine sehr gute Erkennungsleistung konstatiert werden, die Anschlusserkennung dagegen ist derzeit noch durch zu viele falsch positive und falsch negative Detektionen geprägt. So ist

die Leistungsfähigkeit der Bilderkennung für die Inspektion des Altbestandes kommunaler Kanalisationen derzeit noch nicht praxistauglich. Ungeachtet dessen haben Netzbetreiber nach wie vor erheblichen Bedarf an einem Werkzeug signalisiert, mit dem die Zustandsprotokollierung entsprechend der beschriebenen Zielsetzung nachhaltig unterstützt wird.

So ist vor diesem Hintergrund anzustreben, die wertvollen Entwicklungsansätze der eigenen aber auch anderer Arbeitsgruppen im Hinblick auf die Bedürfnisse der Zielgruppe (also i.d.R. kommunale Netzbetreiber) fortzuschreiben. Hierzu sollte eine plattform- bzw. herstellerübergreifende Open-Source-Umgebung definiert und geschaffen werden. In dieser Umgebung sollte eine Weiterentwicklung und insbesondere die Zusammenführung der von den verschiedenen Arbeitsgruppen entwickelten Algorithmen erfolgen. Hierdurch wäre gewährleistet, dass die bestehenden Entwicklungsansätze kurzfristig praxisreife im Sinne einer spürbaren Entlastung der Inspektoren bei der Inspektion des Altbestandes erlangen könnten.

## 2 Veranlassung und Zielsetzung

### 2.1 Zustandserfassung von kommunalen Kanalisationen

#### 2.1.1 Allgemeines

Die Zustandserfassung bzw. Inspektion von Kanalisationen, also Kanalhaltungen und Schächten, dient gemäß DIN EN 752-2 (DIN, 1997) neben der Planung von Sanierungsmaßnahmen und der Abnahme von Bau- oder Sanierungsmaßnahmen im Wesentlichen der Erfassung des Zustandes einer Kanalisation als Gesamtheit. Sie ist die Grundlage für die Entwicklung, Aktualisierung und Umsetzung etwaiger Sanierungsstrategien mit dem Ziel eines möglichst geringen finanziellen Aufwandes zur Gewährleistung einer funktionstüchtigen Kanalisation (Stein, 1999).

Die Inspektion, also die Feststellung und Beurteilung des Istzustandes von Kanalhaltungen (vgl. Bild 2-1), erfolgt gemäß DIN EN 752-5 (DIN, 1997) durch

- hydraulische Untersuchungen zur Erfassung der Leistungsfähigkeit eines Teils oder der Gesamtheit eines Entwässerungssystems,
- umweltrelevante Untersuchungen zur Ermittlung der Auswirkungen von Entlastungen oder Exfiltrationen auf Gewässer oder Boden sowie
- bauliche Untersuchungen.

Die baulichen Untersuchungen erfolgen gewöhnlich qualitativ mit Hilfe optischer Verfahren oder quantitativ durch den Einsatz geeigneter Mess- und Prüfverfahren.

Von besonderer Bedeutung ist in diesem Zusammenhang die indirekte optische Zustandserfassung mittels Kanalfernsehen. Wesentlicher Grund dafür ist, dass mit vergleichsweise geringem Aufwand bereits detaillierte Erkenntnisse über den Zustand der größtenteils nicht begehbaren Kanalhaltungen gewonnen werden können. Auf diese Weise können Aussagen über die Lage und Ausprägung verschiedenster Schadensbilder getroffen werden. Hinzu kommt, dass Geometrie, Rohrmaterial und Ausführung, Lage sowie Zustand von Anschlüssen erfasst werden können.

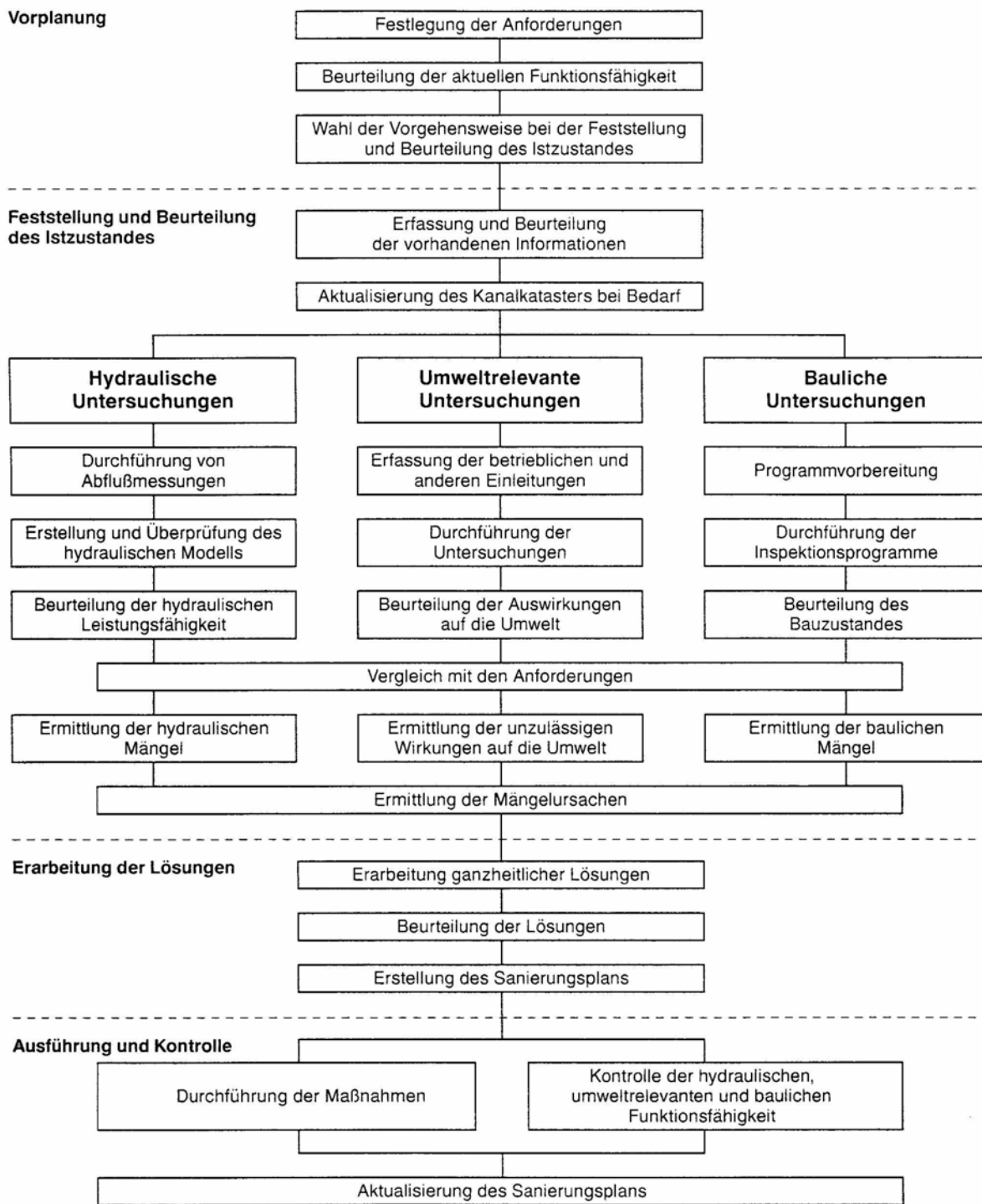


Bild 2-1: Ablaufdiagramm für die Sanierung von Entwässerungssystemen (DIN, 1997)

## 2.1.2ameratechnik

### 2.1.2.1 Analoge Aufnahmetechnik

Die optische Zustandserfassung von (im Regelfall nicht begehbaren) Kanalisationen erfolgt grundsätzlich über ferngesteuerte Kamerasysteme. Stand der Technik ist dabei der Einsatz von Inspektionskameras, die dreh- und schwenkbar auf dem Trägerfahrzeug installiert und mit einem Zoomobjektiv ausgestattet sind (s. Bild 2-2)



Bild 2-2: Beispiel einer Dreh-Schwenkkopfkamera mit analoger Aufnahmetechnik (Schwenkkopfkamera ARGUS-4EEx, IBAK) in axialer Ansicht

### 2.1.2.2 Sewer Scanner & Evaluation Technology

Als Alternative zu diesen Dreh-Schwenkkopf-Kameras wurde Mitte der Neunziger Jahre in Japan die Sewer Scanner & Evaluation Technology (SSET) entwickelt und seit 1997 in den USA kommerziell eingesetzt. In Europa wird das System in fortentwickelter Version unter dem Namen DigiSewer seit Ende 2002 u.a. durch die Firma iPEK Spezial-TV GmbH & Co KG (Hirschegg, Österreich) vertrieben (vgl. Bild 2-3).





Bild 2-3: DigiSewer: Kamerasystem auf iPEK Trägersystem (links), Funktionsschema (rechts); (Quelle: iPEK Spezial-TV GmbH & Co KG)

Kern des Kamerasystems ist ein axial angeordnetes Fisheye-Objektiv mit einem Blickwinkel von über 180°. Die Fisheye-Bilder werden, wie bei den Dreh-Schwenkkopf-Kamerasystemen, kontinuierlich mittels analoger Videotechnik aufgezeichnet. Sie dienen beim Einsatz sowohl zum Lokalisieren von Hindernissen während der Befahrung als auch zur Zustandsbeurteilung. Während der Kamerafahrt wird mit jeweils 1 bis 2 mm Abstand im Rohr ein konzentrierter Pixelring aus dem Randbereich jedes Fernsehbildes entnommen und digitalisiert.

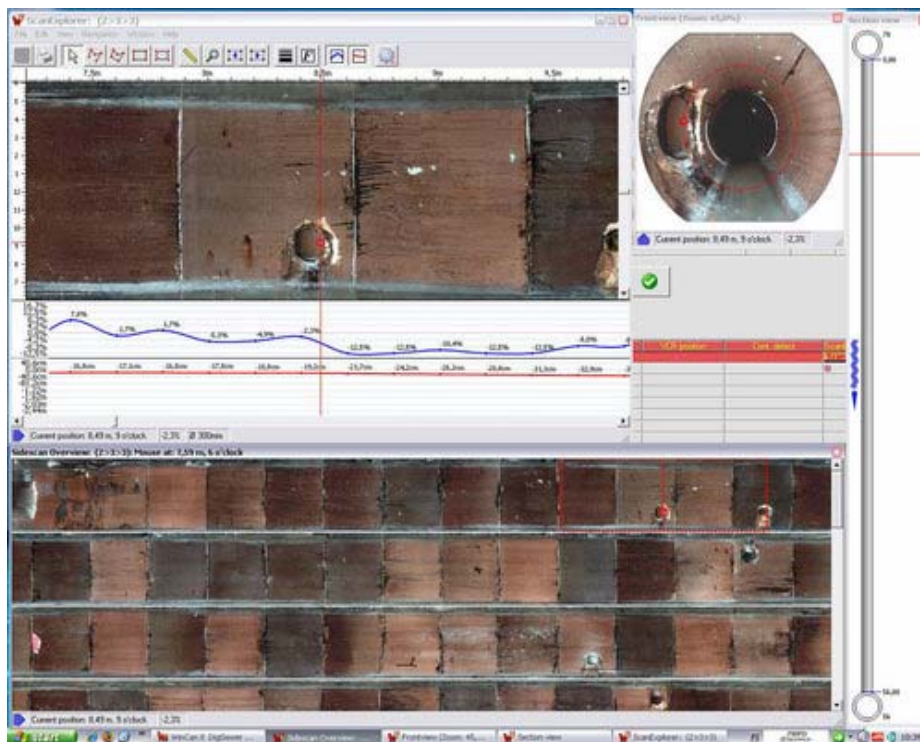


Bild 2-4: DigiSewer: Visualisierung der Abwicklungsansicht und der axialen Ansicht; (Quelle: iPEK Spezial-TV GmbH & Co KG)

Nach entsprechender digitaler Nachbearbeitung der so gewonnenen Filmaufnahmen wird eine axiale Betrachtung der in Fahrtrichtung vorderen Hemisphäre der Kanalhaltung von jeder Position sowie die Generierung und Weiterbearbeitung einer Abwicklung der Kanalwandung möglich (s. Bild 2-4) Eine perspektivische Ansicht kann mit diesem Kameratyp dagegen nicht realisiert werden, sodass z. B. Anschlüsse, die in Fahrtrichtung nach hinten abgehen, nicht eingesehen werden können.

### 2.1.2.3 PANORAMO-System

Auch das Ende der neunziger Jahre entwickelte und seit 2003 marktreife PANORAMO-System der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG (Kiel) folgt der Grundidee einer starren, axialen Kameraperspektive. Anders als beim vorgenannten System werden die Kanalhaltungen jedoch über zwei Kameras in Vor- und Rücksicht erfasst (s. Bild 2-5). Auch werden im Gegensatz zu allen anderen derzeit eingesetzten Kameratypen die Bilder nicht kontinuierlich mittels analoger TV-Kameras, sondern durch diskrete Fotos in einem definierten axialen Abstand (i.d.R. 5 cm) direkt digital aufgenommen. Die beiden an einer Position S der Kanalhaltung aufgenommenen Bilder in Vor- und Rücksicht werden mittels digitaler Nachbereitung zusammengesetzt, sodass sowohl die vordere wie auch die hintere Hemisphäre der Haltung von jeder derart erfassten Position mit einem geeigneten Viewer abgeschwenkt werden kann (s. Bild 2-6).

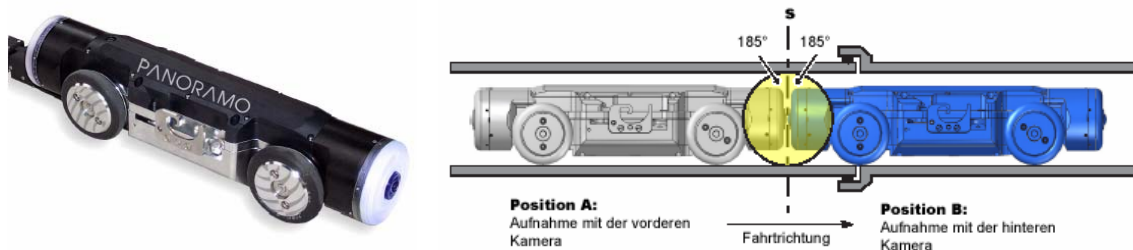


Bild 2-5: PANORAMO-System der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG



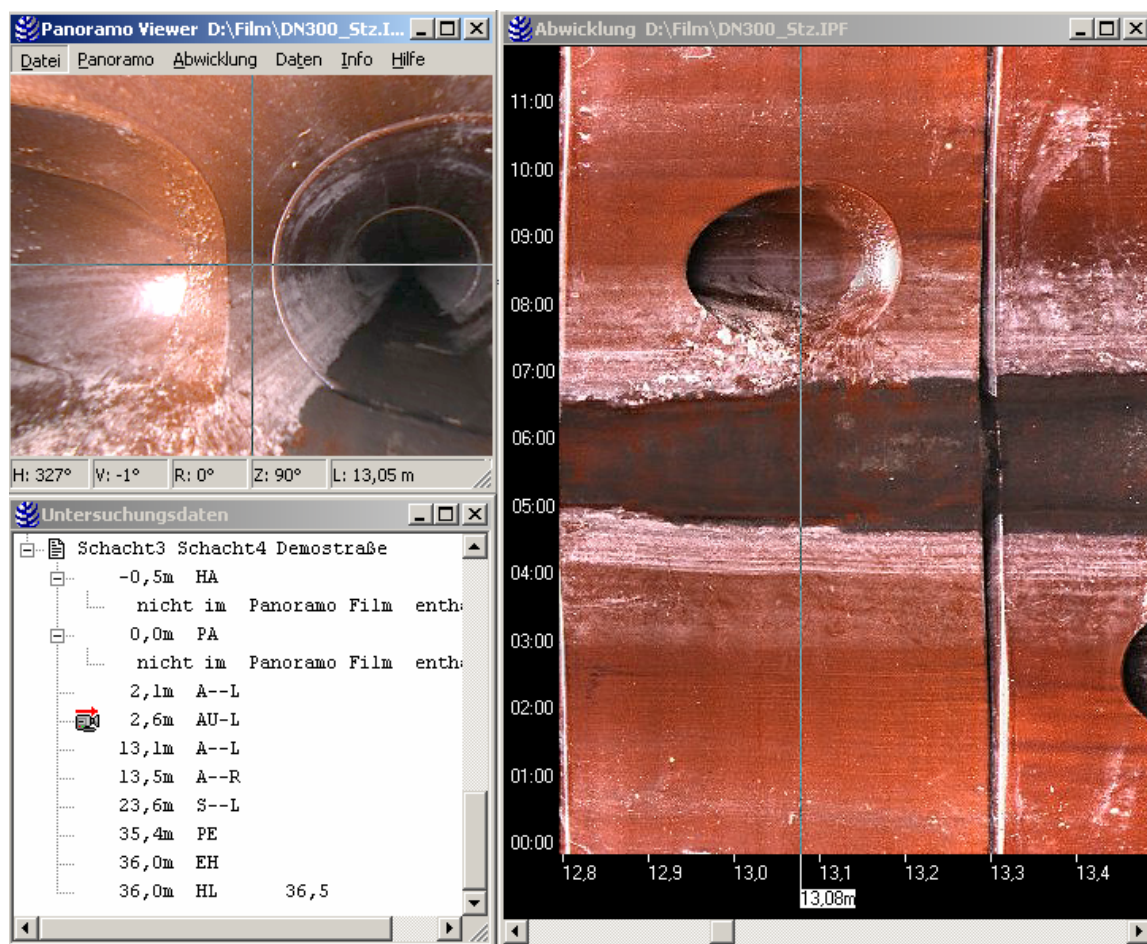


Bild 2-6: PANORAMO-System der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG: Visualisierung der Bildinformationen

#### 2.1.2.4 Weitere Systeme in der industriellen Vorentwicklung

Eine weitere aktuelle Entwicklung auf dem Gebiet der Kamertechnik stellen das durch die Fa. RICO EAB, Kempten entwickelte RPP® Duo Vision-System (Bild 2-7) sowie das System Spherix der Fa. JT-Elektronik, Lindau (Bild 2-8) dar. Im Kamerakopf werden dabei eine Dreh-Schwenkkopf-Optik und ein Fisheye-Scannersystem miteinander kombiniert. Dies ermöglicht zunächst die konventionelle Inspektion auf dem Hinweg und ein Scannen der Kanalwandung auf dem Rückweg der Inspektion. Über die Praxistauglichkeit beider Systeme lässt sich aufgrund der noch nicht vorhandenen Serienreife und dadurch auch geringer Nachfrage bei den Anwendern noch keine Aussage treffen.



Bild 2-7: Darstellung des Fisheye-Objektives der RPP® DuoVision mit gegenüberliegendem optischen 10fach-Zoom-Objektiv (Quelle: Fa. RICO EAB, Kempten)



Bild 2-8: Spherix System mit kombiniertem Scanner - Dreh-Schwenk Kamerakopf (Fa. JT-Elektronik GmbH, Lindau)

### 2.1.2.5 Fazit

Trotz erheblicher internationaler Forschungs- und Entwicklungsaufwände ist das PANORAMO-System, welches diesem Projekt zu Grunde liegt, nach wie vor das einzige verfügbare Kamera-System das eine ausreichende Bildauflösung und -qualität bei vollständiger Erfassung der gesamten Haltung bietet und somit eine automatische Auswertung und Schadensklassifizierung mit der für die Praxis erforderlichen Genauigkeit überhaupt ermöglicht.

### 2.1.3 Zustandsbeschreibung, -klassifizierung und Bewertung

Die Beschreibung des mittels optischer Inneninspektion erfassbaren baulichen Zustandes einer Kanalhaltung erfolgt in aller Regel mit Hilfe eines für das jeweilige Entwässerungssystem einheitlichen Kürzelsystems, welches eine standardisierte und damit auch softwaretechnisch leicht handhabbare Verwaltung der Informationen ermöglicht (vgl. auch DIN EN 752-5 (DIN, 1997). Das Kürzelsystem ist Grundlage für den Un-

tersuchungsbericht, der neben den Bild- und Videoaufzeichnungen wesentliches Element der Zustandsdokumentation ist (Berger, 2002)

Neben vielen lokalen Lösungen, die bei den jeweiligen Kanalnetzbetreibern nach wie vor Verwendung finden, haben sich bundesweit das von der ATV (heute DWA) erarbeitete Kürzelsystem (vgl. ATV-M 143, Teil 2 (ATV, 1991) sowie das in den Arbeitshilfen Abwasser (I-SYBAU) (BMBRS, 2004) hinterlegte Kürzelsystem durchgesetzt (Ertl, 2004; Plenker, 2003 und Stein, 1999).

Eine Beschreibung und Diskussion der verschiedenen, in weiten Teilen ähnlichen Notationssysteme (Plenker, 2003) ist in einschlägigen Veröffentlichungen nachzulesen (beispielsweise (Bölke, 1996 oder Stein, 1999). Mit Erscheinen der EN 13508-2 "Zustand von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden; Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion" (in Deutschland DIN EN 13508-2 (DIN, 2003)) durch das Europäische Komitee für Normung (CEN) wird das dort beschriebene Kodiersystem europaweit einheitlich und ab Mai 2006 auch verbindlich vorgeschrieben. Daher beschränkt sich die Beschreibung im Folgenden auf die Unterschiede bzw. Änderungen der EN 13508-2 gegenüber der Notation nach ATV-M 143-2.

Die Zustandsbeschreibung erfolgt nach dem ATV-Code mit maximal vier Buchstabenkürzeln zur Beschreibung des Schadensbildes, der Schadensausprägung sowie der Lage des Schadens am Rohrprofil. Hinzu kommen maximal zwei numerische Kürzelstellen zur näheren Beschreibung des Schadensausmaßes (s. Tabelle 2-1). Falls eine Zustandssituation im Kanal über den Zustandstext nicht exakt beschrieben werden kann, besteht die Möglichkeit, diesen über die "Freie Texteingabe" zu präzisieren.

Ergänzend können allgemeine Texte, wie Steuerkürzel (z. B. Haltungsanfang, Beginn und Ende eines Streckenschadens oder Werkstoffänderung), Kürzel zur Beschreibung der Kanalart, der Rohrmaterialien sowie ggf. vorhandener Auskleidungen oder auch der Positionierung von Bauwerken (z. B. Düker oder Schächte) formuliert werden.

Tabelle 2-1: Aufbau eines Zustandstextes für Abwasserkanäle und -leitungen nach ATV-M 143-2 (ATV, 1991).

	Kürzelstelle				
	1	2	3	4	
Zustandsgruppe	X				
Zustandsausprägung		X			
Undichtigkeitsangabe			X		
Lage im Profil				X	
Num. Zusatz u. Korrosion u. mech. Verschleiß					nn
Kürzel	X	X	X	X	
Freie Texteingabe	I	I			

Der Code der DIN EN 13508-2 (DIN, 2003) besteht aus einem dreistelligen Hauptcode für die Angabe der Schadensbilder bzw. der baulichen Gegebenheiten, sowie jeweils bis zu zwei

- Charakterisierungen (Zustandsspezifizierung),
- Quantifizierungen (numerische Kürzel) sowie
- Lageangaben des Schadens am Profil (Uhrzeitreferenz)<sup>1</sup>.

Zusätzlich besteht die Möglichkeit der Bezugnahme auf eine Rohrverbindung, aus der hervorgeht, ob der beschriebene Schaden die Rohrverbindung betrifft sowie die Eingabe eines Freitextes (vgl. Tabelle 2-2) (Bölke, 2004).

<sup>1</sup> Vgl. hierzu auch Merkblatt DWA-M 149 Teil 2 „Zustandserfassung und -beurteilung von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden - Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion (November 2006) und ATV-DVWK-M 152: „Umsteigekatalog von ATV-M 143-2 Inspektion, Instandsetzung, Sanierung und Erneuerung von Abwasserkanälen und -leitungen Teil 2: Optische Inspektion (Ausgabe April 1999) zu DIN EN 13508-2 Zustandserfassung von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion (Ausgabe September 2003)“

Tabelle 2-2: Aufbau eines Zustandstextes für Abwasserkanäle und -leitungen nach DIN EN 13508-2 (DIN, 2003).

		Kürzelstelle							
		1	2	3	4	5	6	7	8
Hauptcode		XXX							
Charakterisierung			X	X					
Quantifizierung					nnn	nnn			
Lage am Umfang	Beginn						nn		
	Ende							nn	
Verbindung									A
Bemerkung									

Unabhängig von der Codierung der Zustandsbeschreibung erfolgt entsprechend DIN EN 752-5 (DIN, 1997) die Beurteilung des baulichen Zustandes einer Kanalhaltung. Bezüglich der Verfahren zur Beurteilung wird auf nationale Regelungen und damit für Deutschland auf das DWA-Regelwerk verwiesen. Dementsprechend erfolgt die Beurteilung bzw. die "Einordnung des baulichen und betrieblichen Zustandes von Kanälen" (ATV, 1999) hierzulande in aller Regel in Form einer Zustandsklassifizierung. Sie ist nach Durchführung einer Plausibilitätskontrolle von einer qualifizierten und vom Bereich der Inspektion unabhängigen Fachkraft unter Berücksichtigung aller Schadensbilder und der jeweiligen Ausprägungen durchzuführen (Stein, 1999). Aufgrund des damit verbundenen personellen Aufwandes geschieht diese Einordnung in aller Regel im Zusammenhang mit der ebenfalls von einer Fachkraft durchzuführenden Zustandsbewertung, bei der zusätzlich zum baulichen und betrieblichen Zustand die Einflüsse einer schadhafte Haltung auf die Umwelt sowie hydraulische Aspekte berücksichtigt werden.

Wie bei der Zustandsbeschreibung wird für die Klassifizierung der Kanalhaltungen in Deutschland eine Vielzahl von Modellen angewendet. Allen nicht lediglich lokal angewandten Modellen ist gemein, dass sie auf der Zustandsbeschreibung nach ATV-M 143-2 (ATV, 1999) aufbauen. Grundsätzlich sind Modelle auch dahingehend zu unterscheiden, ob sie eine prioritätsorientierte Zustandsklassifizierung oder (ergänzend) eine so genannte substanzwertorientierte bzw. bausubstanzorientierte Zustandsklassifizierung ermöglichen. Während eine prioritätsorientierte Zustandsklassifizierung der Ermittlung der Sanierungspriorität dient, die in aller Regel aus der Sanierungspriorität für den als schwersten beurteilten Schaden einer Haltung resultiert, wird bei der bausubstanzorientierten Zustandsklassifizierung versucht, unter Berücksichtigung der Schadensanzahl und -verteilung eine Aussage über den Gesamtzustand und damit letztendlich auch über ein sinnvolles Sanierungsverfahren für eine Kanalhaltung zu treffen (Müller 2000).



## 2.1.4 Praktische Umsetzung der Zustandserfassung

Die Erfassbarkeit von Schadensbildern und damit die Qualität der Zustandserfassung wird in der Praxis zum Ersten bestimmt durch die systemimmanenten Möglichkeiten und Grenzen der verwendeten Kamera-, Archivierungs- sowie Visualisierungstechnik (z. B. Beleuchtung, Bildauflösung und -schärfe oder Blickwinkel). Zum Zweiten wird die Qualität der Zustandserfassung dadurch beeinflusst, ob bzw. in welchem Maße die Systeme fehlerhaft bzw. nicht sachgerecht bedient werden (z. B. durch ungenügende Fokussierung bei der Inspektion) (Müller, 2006). Grundsätzlich kann eine mangelhafte Inspektionsqualität dazu führen, dass

- zustandsrelevante Schäden oder sonstige Auffälligkeiten, welche die ordnungsgemäße Funktion des Kanals beeinflussen, übersehen werden,
- Kanalhaltungen unvollständig erfasst werden und
- Schäden bzw. deren Dimension mit wechselnden oder nicht normierten Angaben beschrieben werden.

Die Auswirkungen der beiden sich gegenseitig bedingenden und ggf. auch verstärkenden grundsätzlichen Fehlerquellen auf die Qualität der Protokollierung und der darauf aufbauenden Klassifizierung des Zustandes einer Kanalhaltung konnten am Rande des Forschungsvorhabens "Entwicklung eines allgemein anwendbaren Verfahrens zur selektiven Erstinspektion von Abwasserkanälen und Anschlussleitungen" (Müller und Dohmann, 2002) für konventionelle Dreh-Schwenkkopf-Kameras abgeschätzt werden (Hüben, 2002; Müller, 2004) und wurden bereits im Bericht zur Phase 1 des Vorhabens ausführlich vorgestellt, so dass an dieser Stelle darauf verwiesen wird. Festzuhalten ist, dass die Ergebnisse der dort aufgeführten Untersuchungen zwischenzeitlich durch weitere Untersuchungen bestätigt werden konnten. So zeigen z. B. Auswertungen aus Holland (Dirksen et al. 2007), vergleichbare Mängel bei der optischen Zustandserfassung (vgl. Bild 2-9).

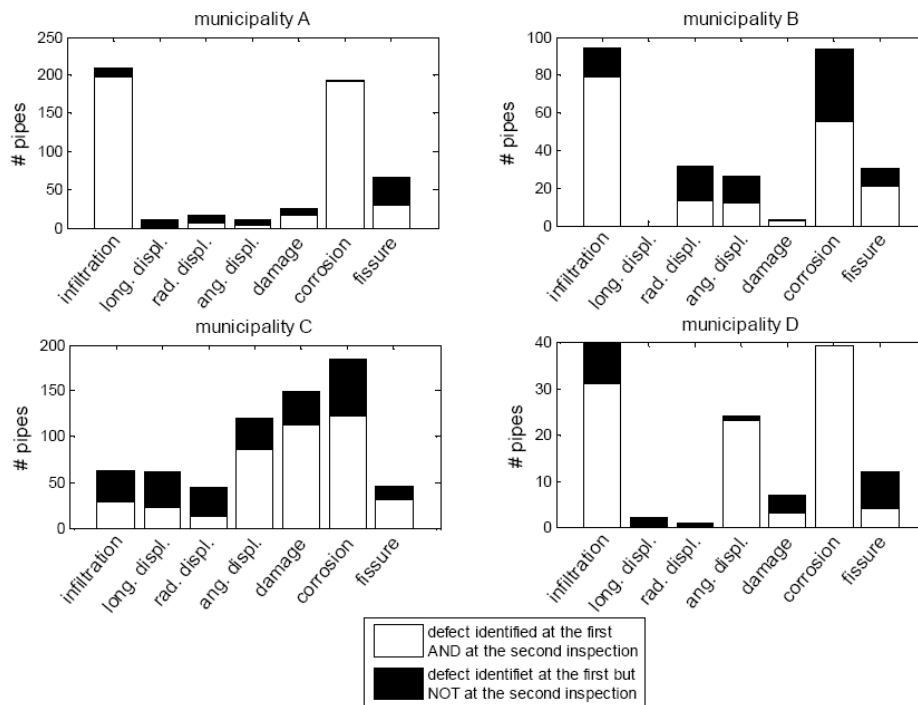


Bild 2-9: Gegenüberstellung der Schäden, die ausschließlich bei der Erstinspektion erfasst wurden und der Schäden, die bei Erst- und Wiederholungsinspektion erfasst wurden für vier verschiedene Städte in Holland (Dierksen et al., 2007)

Zusammenfassend sind das Ergebnis einer optischen Zustandserfassung und damit die Grundlage für Zustandsklassifizierung und Sanierungskonzeption nach wie vor wesentlich abhängig vom Inspekteur und schlussendlich nicht objektiv.

## 2.2 Zusammenfassung der Ergebnisse aus Projektphase 1

Um bereits in der ersten Projektphase Ergebnisse erarbeiten zu können, die sowohl praktische wie auch ökonomische Relevanz besitzen, wurde die Entwicklung der Bilderkennungsalgorithmen bzgl. der eingangs aufgeführten Schäden sowie der ereignislosen Rohre forciert. Die zur Bildverarbeitung etablierte Datenhaltung mit Web-basiertem Zugriff ermöglichte dabei einen transparenten und vor allem haltungsübergreifenden Zugriff auf das umfangreiche Datenmaterial. Für die erste Projektphase wurden von den durch das ISA nachbearbeiteten Bild- und Inspektionsdaten zu 720 Haltungen 322 mit besonders hoher Zahl an Einträgen übernommen. Die Haltungen wurden im Zeitraum zwischen dem 05.09.2003 und dem 25.01.2005 inspiziert. Die Länge der Haltungen beträgt dabei zwischen 5 und 88 m. Insgesamt wurden damit ca. 13 km Kanal in 12.915 Originalbildern á 1 m Länge verwaltet. Die der Auswertung zu Grunde liegende Anzahl und Verteilung der Schadens- bzw. der Steuerkürzel können Bild 2-10 und Bild 2-11 entnommen werden.

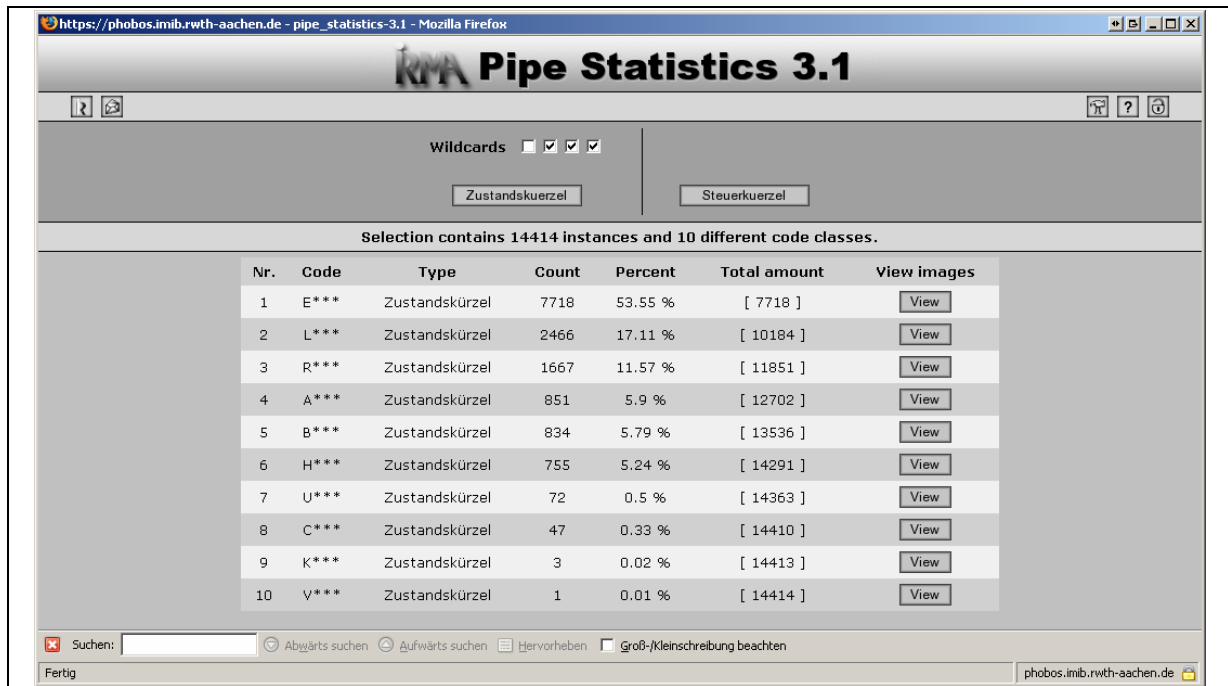


Bild 2-10: Pipe Statistics: Häufigkeitsverteilung der Schadenskürzel (aggregiert über den ersten Buchstaben des Zustandskürzels)

Legende:

- E\*\*\* Rohr ohne optischen Befund („EMTY“)
- L\*\*\* Lageabweichung
- R\*\*\* Riss
- B\*\*\* Einsturz
- H\*\*\* Hindernis
- A\*\*\* Anschluss
- S\*\*\* Stützen
- U\*\*\* Undichtigkeit
- C\*\*\* Korrosion
- K\*\*\* Sanierungsmaßnahmen
- V\*\*\* mechanischer Verschleiß



Selection contains 10585 instances and 14 different code classes.

Nr.	Code	Type	Count	Percent	Total amount	View images
1	M---	Steuerkürzel	9234	87.24 %	[ 9234 ]	<a href="#">View</a>
2	PA	Steuerkürzel	323	3.05 %	[ 9557 ]	<a href="#">View</a>
3	EH	Steuerkürzel	322	3.04 %	[ 9879 ]	<a href="#">View</a>
4	HA	Steuerkürzel	322	3.04 %	[ 10201 ]	<a href="#">View</a>
5	PE	Steuerkürzel	306	2.89 %	[ 10507 ]	<a href="#">View</a>
6	II	Steuerkürzel	43	0.41 %	[ 10550 ]	<a href="#">View</a>
7	WV	Steuerkürzel	11	0.1 %	[ 10561 ]	<a href="#">View</a>
8	TVUW	Steuerkürzel	7	0.07 %	[ 10568 ]	<a href="#">View</a>
9	FOTO	Steuerkürzel	6	0.06 %	[ 10574 ]	<a href="#">View</a>
10	SV	Steuerkürzel	3	0.03 %	[ 10577 ]	<a href="#">View</a>
11	QVN	Steuerkürzel	3	0.03 %	[ 10580 ]	<a href="#">View</a>
12	IGN	Steuerkürzel	2	0.02 %	[ 10582 ]	<a href="#">View</a>
13	GST	Steuerkürzel	2	0.02 %	[ 10584 ]	<a href="#">View</a>
14	IAB	Steuerkürzel	1	0.01 %	[ 10585 ]	<a href="#">View</a>

Bild 2-11: Pipe Statistics: Häufigkeitsverteilung der Steuerkürzel (aggregiert über den ersten Kürzel-Buchstaben)

Aufgrund von Inspektionsabbrüchen muss die Anzahl von PA und PE (bzw. HA und EH) nicht notwendigerweise identisch sein.

Legende:

M---	Muffe
PA	Rohranfang
PE	Rohrende
HA	Haltungsanfang
EH	Haltungsende
II	Code zur Übernahme freier Texte
WV	Werkstoffänderung
TVUW	Kamera unter Wasser, keine Sicht
FOTO	Einzelaufnahme angefertigt
SV	verdeckter Schacht
QVN	Nennweitenänderung
IGN	Inspektion von Gegenseite aus nicht möglich
GST	gewünschte Station nicht erreicht
IAB	Abbruch der Inspektion

Basierend auf diesen Daten wurde die Vorgehensweise einer automatischen Bildauswertung konzipiert. Die Erkennungsleistung der in Phase 1 entwickelten Algorithmen ist in Tabelle 2-3 aufgeführt.

Tabelle 2-3: Erkennungsleistung der Algorithmen. Die im Bereich des Information Retrieval gebräuchlichen Maße Recall und Precision beziffern die Trefferquote und Genauigkeit der Recherche. Der Recall ist das Verhältnis der richtigen Antworten des Systems zu allen richtigen Einträgen in der Datenbank; die Precision ist das Verhältnis der richtigen zu allen Systemantworten. Das F-Measure ist das harmonische Mittel beider Maße und kann als Performanceindex verwendet werden.<sup>2</sup>

Algorithmus Parameter	Muffenerkennung	Anschluss- erkennung	Ereignislose Be- reiche
Datenbasis (Haltungen)	322	200	64
Ground Truth (G)	9.234	591	2139
richtig erkannt (R)	9.179	535	640
falsch positiv (P)	26	1.516	0
falsch negativ (N)	55	56	2
Recall (Re)	99,40 %	90,52 %	29,92 %
Precision (Pr)	99,72 %	26,08 %	100 %
F-Measure (Fm)	99,56%	40,50%	46%

## Muffenerkennung

Die Muffenerkennung wurde auf 322 kompletten Kanalhaltungen untersucht, in denen 9.234 Muffen enthalten waren. Richtig erkannt wurden 9.179 Muffen, 55 wurden nicht erkannt, 26 Stellen wurden fälschlich als Muffen ausgewiesen. Die Erkennungsrate beträgt somit 99,40 % mit einer Präzision von 99,72 %, so dass ein F-Measure von 99,56 % resultiert.

Unter den 26 falsch positiven Detektionen befinden sich 16 Querrisse, die ein sehr ähnliches Merkmalsbild liefern (Bild 2-12).

2

$$Re = \frac{R}{G} = \frac{R}{R+N}$$

$$Pr = \frac{R}{R+P}$$

$$Fm = \frac{2 \cdot Pr \cdot Re}{Re + Pr}$$

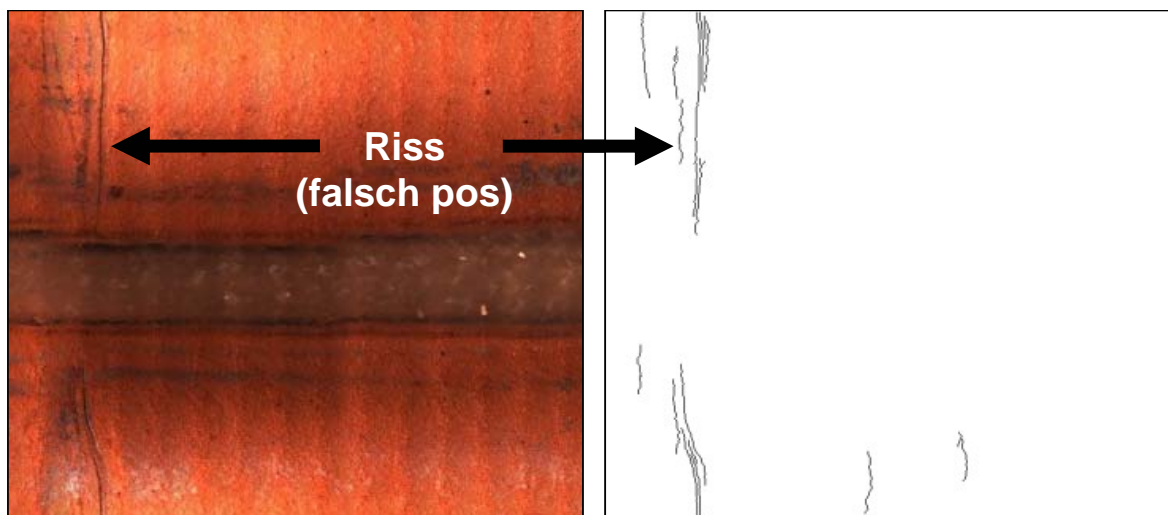


Bild 2-12: Beispiel für eine falsch positive Muffendetektion

Original (links) mit Riss. Das Merkmalsbild (rechts) entspricht dem typischen Erscheinungsbild einer teils durch eine Fließspur verdeckten Muffe und führt daher zur Klassifizierung als Muffe.

Von den falsch negativen Muffendetektionen sind 20 auf eine breite Fließspur zurückzuführen. Wie in Bild 2-12 ebenfalls illustriert ist, wird die Kanteninformation (bei Rissen wie bei Muffen) durch die Fließspur unterbrochen, wodurch das Klassifikationskriterium der durch lange vertikale Kanten mindestens abzudeckenden Fensterhöhe beeinträchtigt wird. Unter zusätzlicher Berücksichtigung der Fließspur könnten diese Muffen also ebenfalls erkannt werden. Die restlichen nicht erkannten Muffen sind auf zu geringe Kontraste (Bild 2-13 oder sehr inhomogenes Bildmaterial, welches lediglich kurze Kantenzüge erzeugt, die bei der Muffenerkennung entfernt werden zurückzuführen. Diese Fehler sind durch eine Abstimmung der Bildaufnahme im PANORAMO-System künftig vermeidbar.

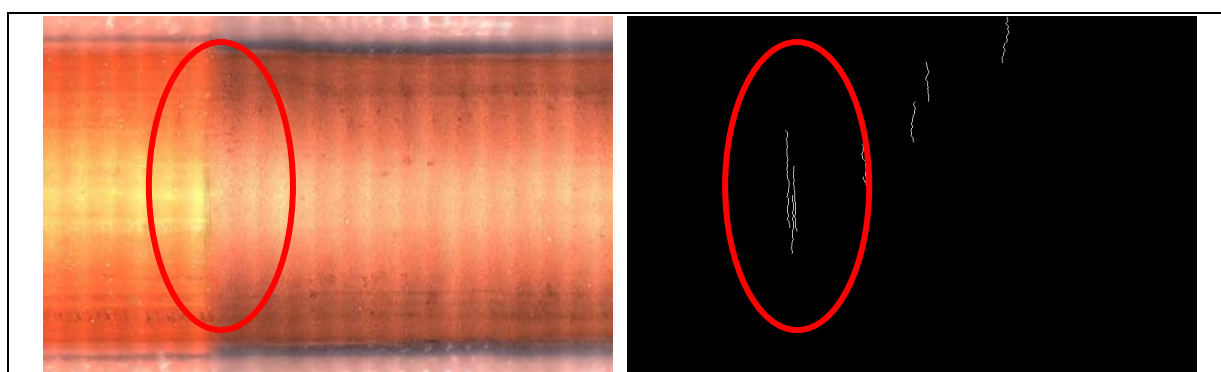


Bild 2-13: Nicht erkannte Muffe aufgrund mangelnden Kontrasts

## Anschlusserkennung

Die Evaluation der Anschlusserkennung basierte auf 200 Haltungen, die insgesamt 591 Anschlüsse enthielten. Von diesen wurden 535 korrekt und lediglich 56 wurden nicht erkannt. Allerdings war die Anzahl der falsch positiven Antworten sehr hoch: insgesamt wurden 1516 Positionen fälschlich als Anschluss markiert (vgl. Bild 2-14). Dies führt zu einer Erkennungsrate (Recall) von 90,52 % mit einer Präzision 26,08 % und einem F-Measure von 40,50 %.

Der in diesem Detektionsschritt erreichte etwas schlechtere Recall ist prinzipiell tolerierbar, denn nicht-detektierte aber vorhandene Anschlüsse werden im nächsten Schritt, der Erkennung schadensfreier Bereiche als "auffällig" markiert, und können dann leicht manuell als Anschluss positioniert werden. Außerdem können die noch nicht gefundenen Anschlüsse in weiteren Arbeitsschritten zu neuen Form-prototypen zusammengefasst werden, auf die dann die Anschlusserkennung trainiert wird. Abgesehen von wirklichen Einzelfällen, die z.B. durch Wasserzufluss aus den Anschlüssen optisch stark verändert sind, lässt sich somit die Erkennungsleistung weiter optimieren.

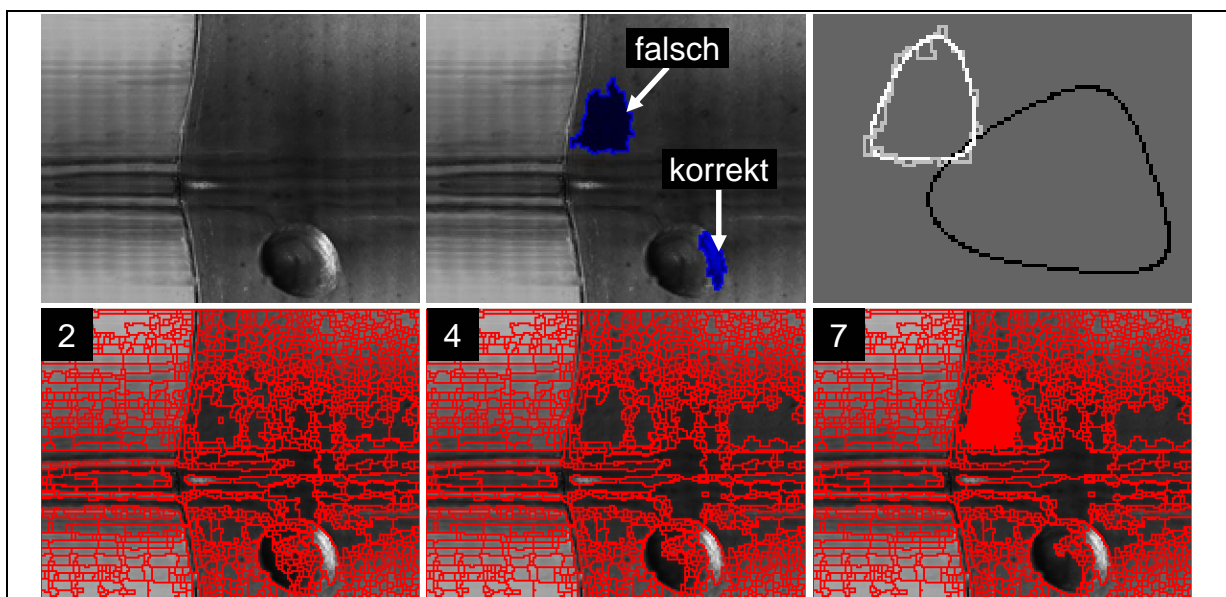


Bild 2-14: Beispiel einer Anschlusserkennung

Zu dem Original (oben links) sowie der zunächst fälschlich als Anschluss markierten Region (oben Mitte) sind die über ihre ersten sechs Fourierdeskriptoren beschriebene Kontur (rechts oben) sowie Ausschnitte aus der Multiskalenentwicklung (untere Reihe) gezeigt. Bei der Kontur ist die tatsächliche Kontur in hellgrau, die approximierte, richtungsabhängige Kontur in weiß, sowie die richtungsunabhängige Kontur in schwarz dargestellt. Die Skala der Multiskalenanalyse ist in den Bildern jeweils links oben eingeblendet. Die Region wird mit einer Regel für große Ovale erkannt: Regionengröße zwischen 500 und 5000 Pixel, mittlerer normierter Grauwert  $< 0.176$ , Konvexität  $> 0.49$ , Euklidische Distanz zu den ersten sechs Fourierdeskriptoren  $< 0.24$ . Die tatsächliche Anschlussregion wird dann über die Auswertung bautechnischer Prämissen erkannt.

## Ereignislose Bereiche

Durch die automatische Analyse der Tabelle der Inspektionsdaten wurden alle ereignislosen Bereiche der insgesamt verfügbaren 322 Haltungen ermittelt und mit dem neu eingeführten Zustandskürzel „EMTY“ mittig zwischen den begrenzenden zwei Muffen eingetragen. Dies führte zu 7.718 „EMTY“-Einträgen zwischen 9.234 Muffen. Fast 84 Prozent der Zwischenbereiche weisen also weder Schäden noch anders kodierte Merkmale auf. Anstelle der 13 Kanalkilometer müsste ein Inspekteur also nur noch 2,13 km manuell inspizieren. Dieses Verhältnis wird in der Praxis noch geringer, denn die im Projekt erfassten Haltungen wurden gezielt nach schwerwiegenden Schadensbildern ausgewählt und enthalten somit überdurchschnittlich viele Defekte.

Um dieses erhebliche Arbeitsaufwands- und damit auch Kosteneinsparungspotential zu erschließen, wurden Algorithmen zu automatischer Detektion schadensfreier Haltungssegmente (= Rohre) entwickelt. Die Prämisse hierbei ist eine Spezifität oder Precision von 100 %, d.h. alle automatisch als schadensfrei markierte Segmente müssen auch tatsächlich schadensfrei sein. Nur so kann garantiert werden, dass kein Fehler übersehen wird.

Zur Evaluation der Detektion schadensfreier Bereiche erfolgte an 64 Haltungen. Bei diesen werden 2.139 Bereiche zwischen 2.739 Muffen als ereignislos markiert. Von den ereignislosen Bereichen werden durch die texturbasierten Bildverarbeitungsalgorithmen 640 Bereiche (30 %) als ereignislos erkannt. Dies entspricht bereits jetzt einer erheblichen Aufwandsreduktion der weiteren automatischen oder manuellen Analyse. Durch die Hinzunahme bzw. Kombination mit den kantenbasierten Detektionsergebnissen ist eine weitere Verbesserung der Detektionsqualität zu erwarten.

## 2.3 Projektphase 2

### 2.3.1 Aufgabenstellung

Ziel der zweiten Phase des Forschungsvorhabens war, das Verfahren zur standardisierten und qualitativ hochwertigen Zustandsprotokollierung von Kanalhaltungen basierend auf PANORAMO-Videodaten weiterzuentwickeln und unter praxisnahen Bedingungen zu evaluieren.

Hierbei soll auf bereits in Phase 1 erzielte Arbeitsergebnisse aufgesetzt werden. Im Einzelnen werden dabei die nachfolgend beschriebenen vier Teilziele verfolgt:

- Differenzierung und Vermessung der Schadensmuster
- Erweiterung auf Betonhaltungen
- Integration in das PANORAMO-System
- Bewertung der Praxistauglichkeit

### **Differenzierung und Vermessung der Schadensmuster**

In Phase 1 wurden lediglich die Abwicklungen des Kanals berücksichtigt. Durch Kombination von Muffen- und Anschlussbereichen sowie der Bestimmung von schadensfreien Rohrsegmenten können die Schadensbereiche ermittelt und in Phase 2 weiter analysiert werden. Hierzu werden zusätzlich auch Farbinformationen sowie die axialen Ansichten der vorder- und rückseitigen Kameras berücksichtigt, um z.B. Lageabweichungen bestimmen zu können. Mittels Bilderkennungsalgorithmen sollen insbesondere Softwaremodule entwickelt werden, mit denen eine exakte Beschreibung der Schadensbilder möglich ist. Ziel ist

- die automatische Differenzierung von Schadensbildern (z.B. Risse, Scherben oder Lageabweichungen) als Grundlage für die automatische Generierung einer Kurznotation der Schäden (z.B. nach ATV-DVWK-M 143, Teil 2 oder DIN-EN 13508),
- die exakte axiale und radiale Positionierung von Anfang und Ende der Schadensbilder, sowie
- eine Erfassung der Ausprägung dieser Schadensbilder (z.B. Rissbreite, Flächenangaben, etc.).

Optische Auffälligkeiten, die nicht zugeordnet werden können, sollen darüber hinaus als solche identifiziert und die entsprechende Position in der Kanalhaltung gekennzeichnet werden, sodass eine manuelle Überprüfung dieser Auffälligkeit gezielt und damit effizient möglich ist.

### **Ökologische und ökonomische Bilanzierung in Abgrenzung zum Stand der Technik sowie Verbreitung der Vorhabensergebnisse**

Gemäß den Bewilligungsaufgaben ist eine ökologische und ökonomische Bilanzierung in Abgrenzung zum Stand der Technik vorzunehmen sowie über Maßnahmen zur Verbreitung der Vorhabensergebnisse zu berichten.

## **Integration der Algorithmen in die in PANORAMO-Arbeitsumgebung**

Die entwickelten Verfahren sollen sukzessive aus der Entwicklungsumgebung des Projekts losgelöst und in das PANORAMO-System integriert werden, da erst durch die Integration in ein am Markt etabliertes Produkt ein entsprechender Nachhaltigkeitsfaktor zu erwarten ist. Die Programmschnittstellen müssen jedoch allgemein genug gehalten werden, um sie in weitere Systeme einbinden zu können. Die Integration erfolgt stufenweise nach dem Prinzip des Rapid Prototyping. Sobald ein Teilsystem der Entwicklungsumgebung fertig gestellt ist, wird es portiert, um der Fachwelt möglichst früh Ergebnisse der Arbeiten präsentieren zu können und die Resonanzen in den weiteren Entwicklungsprozess einfließen lassen zu können.

## **Bewertung der Praxistauglichkeit**

Durch die Integration in das PANORAMO-System können die in den vorherigen Schritten entwickelten Verfahren in Routineeinsätzen auf ihre Praxistauglichkeit und Benutzerakzeptanz hin untersucht und sukzessive verbessert werden. Abschließend wird unter Einbindung von der Expertenmeinung eine Bewertung der Praxistauglichkeit vorgenommen und eine ökonomische und ökologische Analyse durchgeführt und dokumentiert.

Eine Übersicht der vorgesehenen Arbeitspakete (AP) ist in Bild 2-15 dargestellt. Die Inhalte der Arbeitspakete werden im Einzelnen in den nachfolgenden Abschnitten erläutert.



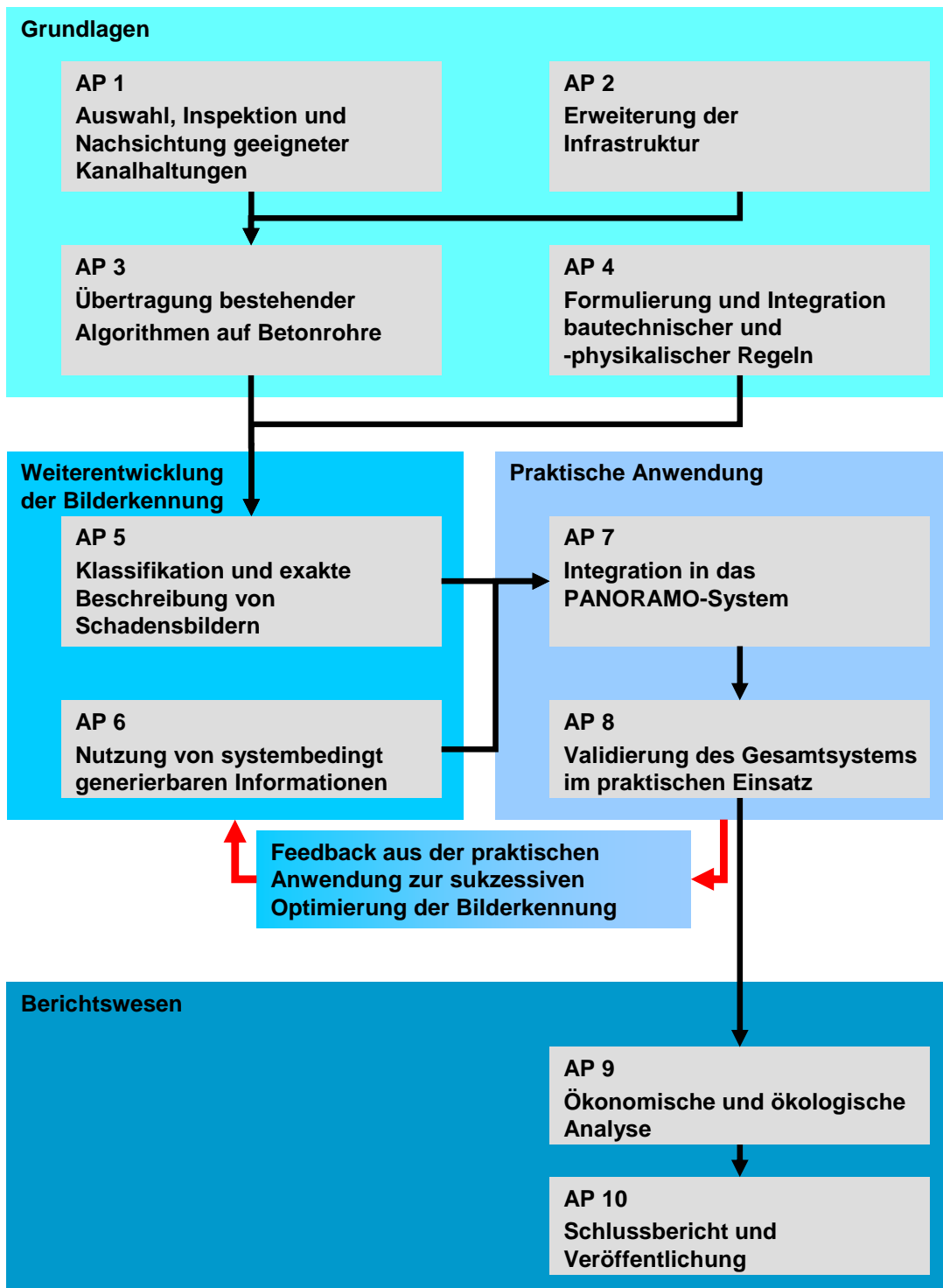


Bild 2-15: Arbeitspakete der zweiten Projektphase



### 2.3.2 Projektentwicklung

Die Projektentwicklung erfolgte gemäß nachfolgend skizzierten Arbeitsplan. Details zur Vorverarbeitung und Algorithmenentwicklung können Abschnitt 3.2 Algorithmenentwicklung entnommen werden.

1. Abruf geeigneter Kanalinspektionsvideos aus Braunschweig	<b>FiW</b>	
2. Nachsichtung der Protokolle: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Positionierung der Muffen</li> <li>• Dokumentation bislang nicht eingetragener Schäden</li> <li>• Neupositionierung von dokumentierten und ungenau positionierten Schäden</li> </ul>		
3. Übergabe der Kanalstamm- und Zustandsdaten sowie der Videos an das MI		
4. Weiterentwicklung und Befüllung der Datenbank zur Bildbearbeitung	<b>MI</b>	
5. Bildmanagement <ul style="list-style-type: none"> <li>• Konvertierung von Videos in Einzelbilder</li> <li>• Handlungsbezogenes Einfügen der Einzelbilder in die Datenbank</li> <li>• Zuordnung zwischen Bild- und Inspektionsdaten</li> <li>• Berechnung von Merkmalsdaten und -bildern für Detektionsalgorithmen</li> <li>• Klassifikation der Bildinhalte</li> </ul>		
6. Ergebnisvisualisierung und Vergleich mit Inspektionsdaten		
7. Algorithmenentwicklung <ul style="list-style-type: none"> <li>• Übertrag der bestehenden Algorithmen auf Betonrohre</li> <li>• Weiterentwicklung Muffen- und Anschlussdetektion</li> <li>• Fließspurdetektion</li> <li>• Rissdetektion</li> <li>• Weiterentwicklung der Detektion schadensfreier Bereiche</li> <li>• Klassifikation Muffen und Anschlüsse</li> </ul>		
8. Iterative Ergebnisbewertung der Algorithmenentwicklung und Definition weiterer Entwicklungsschritte sowie -ziele		<b>FiW</b>
9. Erstellung der Windows-kompatiblen Software		<b>MI</b>
10. Iterative Bewertung der Software und Definition weiterer Entwicklungsschritte sowie -ziele		<b>FiW</b>
11. Abschließende Prüfung der Software und Übergabe an Praxispartner	<b>SE-BS und IBAK</b>	
12. Praxistest der Software und Feedback bzgl. Weiterentwicklungspotenziale an MI und FiW		
13. Berichtswesen	<b>FiW und MI</b>	

### 3 Methoden und Ergebnisse

#### 3.1 Dateninfrastruktur

##### 3.1.1 Datenstand

Eine große Datenbank der PANORAMO-basierten Kanalkontrolle wurde zusammengefasst mit Kanalstammdaten, Bild- und Textmaterial aus der Inspektion. Für jede Kanalhaltung, sind die kompletten axialen und lateralen Sichten im Datenbank-System vorhanden und eine Bezugskodierung von Schaden wie Muffen, Fließspuren, Anschlüssen, Rissen und anderen von einem Fachexperten zur Verfügung gestellte Information. Die Datenbank hält Informationen über Haltungen im schlechten baulichen Zustand mit vielen variierenden optischen Auffälligkeiten aus verschiedenen Materialien wie Steinzeug, Beton, Kunststoff mit Durchmessern, die sich zwischen DN 200 und 1000 erstrecken. Zurzeit sind 559 Kanalhaltungsinspektionen enthalten. Diese Daten lassen sich auf einer Gesamtlänge von 43.558 Meter Rohrverbindungen mit 31.576 kodierten Schaden (einschließlich Anschlüsse).

Der Gesamtdatenbestand ist in der Tabelle 3-1 dargestellt. Neben Teillisten verschiedener Baumaterialien wurden auch unabhängige Listen für das Training und die Evaluierung generiert. Mit Training ist hier das Verfahren zur Einstellung und Optimierung von Parametern der Algorithmen gemeint. Der Test ist das die quantitative Qualitätsanalyse auf Basis von unabhängigen, neuen Daten. Nur mit einer sauberen Trennung von Test- und Trainingsdatensätzen können die erzielten Ergebnisse generalisiert werden.

Tabelle 3-1: Gesamtdatenbestand aus 559 Kanalhaltungsinspektionen

Bezeichnung	Menge
STZ-Trainingscorpus „normal“	66 Haltungen
STZ-Trainingscorpus mit problematischen Anschlüssen	32 Haltungen
STZ-Testcorpus mit dunklen Anschlüssen	378 Haltungen
- STZ-Testcorpus dunkle Haltungen	12 Haltungen
- STZ-Testcorpus ohne dunkle Haltungen	366 Haltungen
STZ-Testcorpus mit hellen Anschlüssen	20 Haltungen
PEHD-Training- und Testcorpus	38 Haltungen
Stahlbeton- und Beton-Corpus	76 Haltungen
Corpus für Rissdetektion	20 Haltungen

Für die Experimente wurden verschiedene Corpora benutzt. Diese Corpora enthalten Hal-tungen verschiedener Rohrmaterialien und optischer Eigenschaften. Eine Übersicht der Cor-pora zeigt Tabelle 3-2

Tabelle 3-2: Corpora der Experimente

Corpus	Beschreibung
STZ(66)	Zufällig ausgewählte Steinzeug-Haltungen
STZ(377)	Testcorpus für Steinzeug
STZ(32)	Steinzeughaltungen mit variablen optischen Eigenschaften für An-schlüsse
STZ(20)	Steinzeughaltungen mit hellen Anschlüssen
B(76)	Stahlbeton- und Betonhaltungen
PEHD(38)	Kunststoffhaltungen

### 3.1.2 IRMA Framework und die Schnittstellen

Um allen Projektbeteiligten einen gemeinsamen, ortsunabhängigen und schnellen Zugriff auf alle Daten des Projekts zu ermöglichen und auch den unterschiedlichen Anforderungen von Hersteller, Bauingenieur in Forschung und Anwendung, Bildverarbeiter sowie dem kommunalen Anwender zu entsprechen und eine gemeinsame Arbeitsplattform zu erhalten, wurden auf das Projekt zugeschnittene Benutzerschnittstellen (Web-Interfaces) entwickelt, die unterschiedliche Zugangsarten zu den Bild- und Inspektionsdaten bieten. Sie basieren auf den durch Lehmann et al. dargestellten Methoden in der Projektphase 1 (Lehmann et al., 2004). Das technisch zugrundeliegende Konzept der OZEK-Web-Interfaces wurde im Juni 2009 mit dem Journal of Digital Imaging 2008 Best Paper Award ausgezeichnet (Deserno et al., 2008):

- *Haltungsbasiert*: über das Interface *Pipe Browser* wird jeweils eine über Haltungsnummer und Inspektionsdatum ausgewählte Haltung verschiedentlich visualisiert.
- *Codebasiert*: Mit dem Interface *Pipe Code Browser* werden haltungsübergreifend aus der gesamten Datenbank alle Bilder zu ausgewählten ATV-Codes angezeigt, wobei die Nutzung von Wildcards möglich ist. So können beispielsweise alle Anschlüsse oder alle Risse über den gesamten Datenbankumfang angezeigt werden.
- *Statistikbasiert*: Das Interface *Pipe Statistics* bietet eine Übersicht, wie viele Bilder zu ausgewählten ATV-Codes vorhanden sind.

Zusätzlich zu diesen Methoden wurde eine neue Methode *Pipe Algorithm Tester* entwickelt. Dieses Interface gestattet es, an ausgewählten Sequenzen (Bild 3-1) Experimente durchzuführen zu können und sich die daraus ergebenden Ergebnisse zu visualisieren (Bild 3-2). Die in

den Benutzerschnittstellen vorhandenen Sequenzlisten bestehen aus den Corpora von Tabelle 3-2.

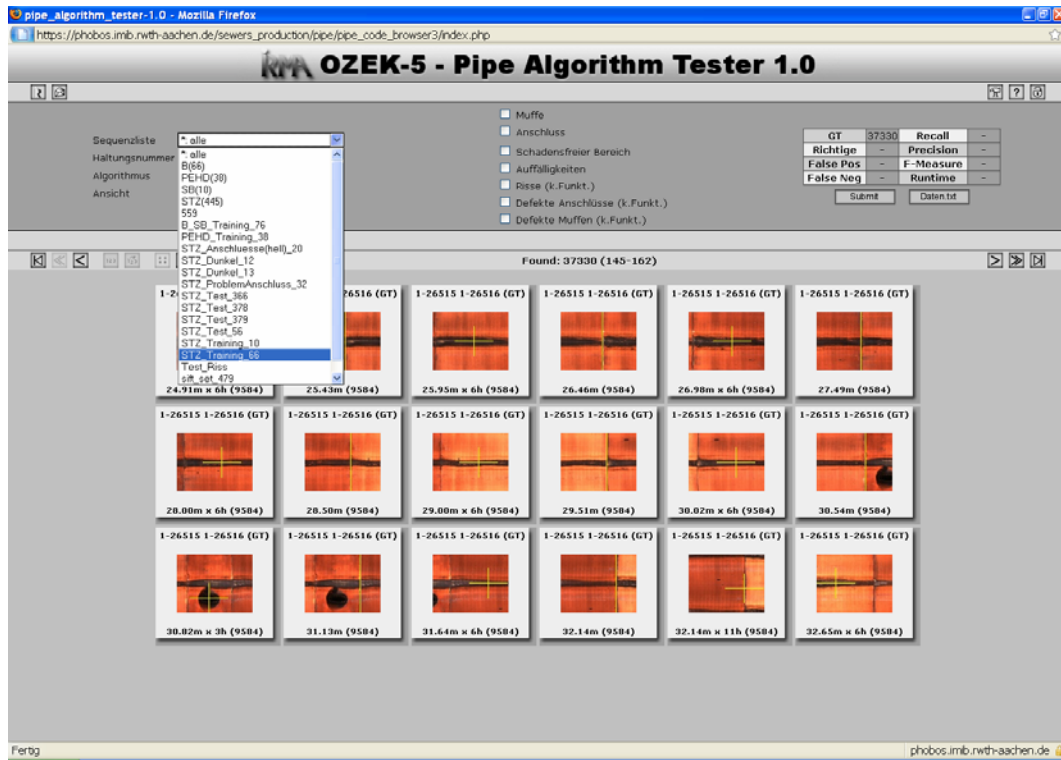


Bild 3-1: Startseite *Pipe Algorithm Tester*- Übersicht für Sequenzlisten

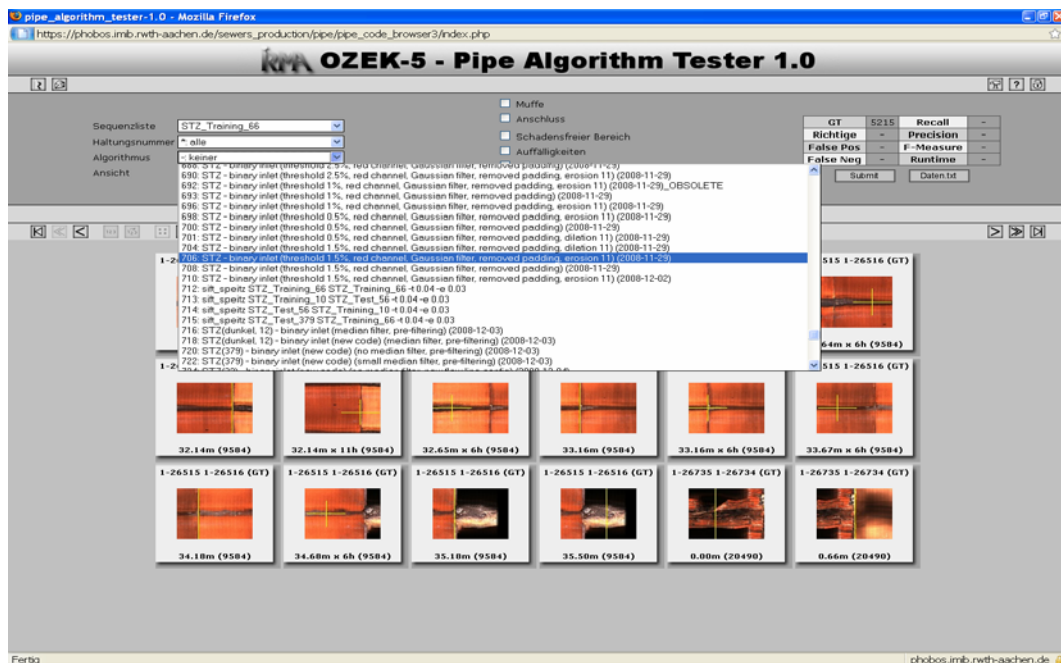


Bild 3-2: *Pipe Algorithm Tester* – Übersicht für durchgeführte Experimente

Unterhalb der Titelleiste befindet sich eine Zeile mit Hilfe-, Kontakt- und Benutzeroptionen (z.B. Anzahl Zeilen und Spalten). Darunter ist ein Bereich für die Auswahl der im untersten Bereich darzustellenden Bilder. Dazwischen befindet sich eine Navigations- und Statusleiste. Die einzelnen Steuerungselemente des Interfaces sind im Bild 3-3 nummeriert.

1. Sequenzliste gibt eine Übersicht über alle möglichen Sequenzen.
2. Haltungsnummer definiert die darzustellende Bildsequenz. Das Eingabefeld zur Datenbankinternen Sequenz-ID bietet lediglich eine andere Art der Auswahl dieser Daten.
3. Algorithmus gibt eine Übersicht über alle vorhandener Bildverarbeitungsmethoden zur Erkennung sämtliche Schaden.
4. Es wird eine Ansicht aller Ergebnisse für durchgeführte Experimente hier angezeigt.
5. Hier kann die Abfrage für Ergebnisse eines bestimmten Experiments gestartet werden.
6. Die Ergebnisse eines Experimentes (Recall, Precision, F-Measure, ...) werden hier angezeigt.

Einen Ground-truth Editor, der beim Anklicken zur Verfügung steht, ist auch im *Pipe Algorithm Tester* integriert (siehe Bild 3-4). Hiermit können Fehler in der manuellen Referenzkodierung der Haltungsabschnitte direkt in der Datenbank korrigiert werden. Die Ergebnisse der Experimente werden dann automatisch auf Basis der geänderten Ground-truth aktualisiert.

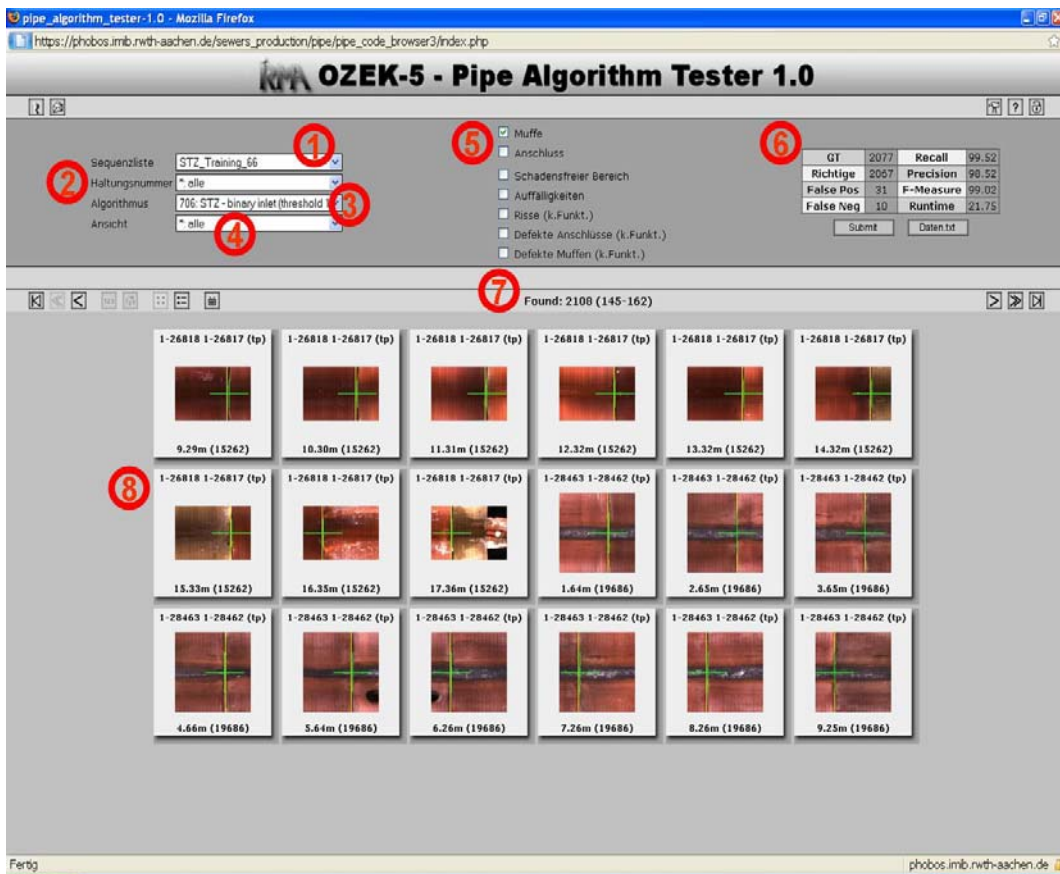


Bild 3-3: Elemente des Pipe Algorithm Tester

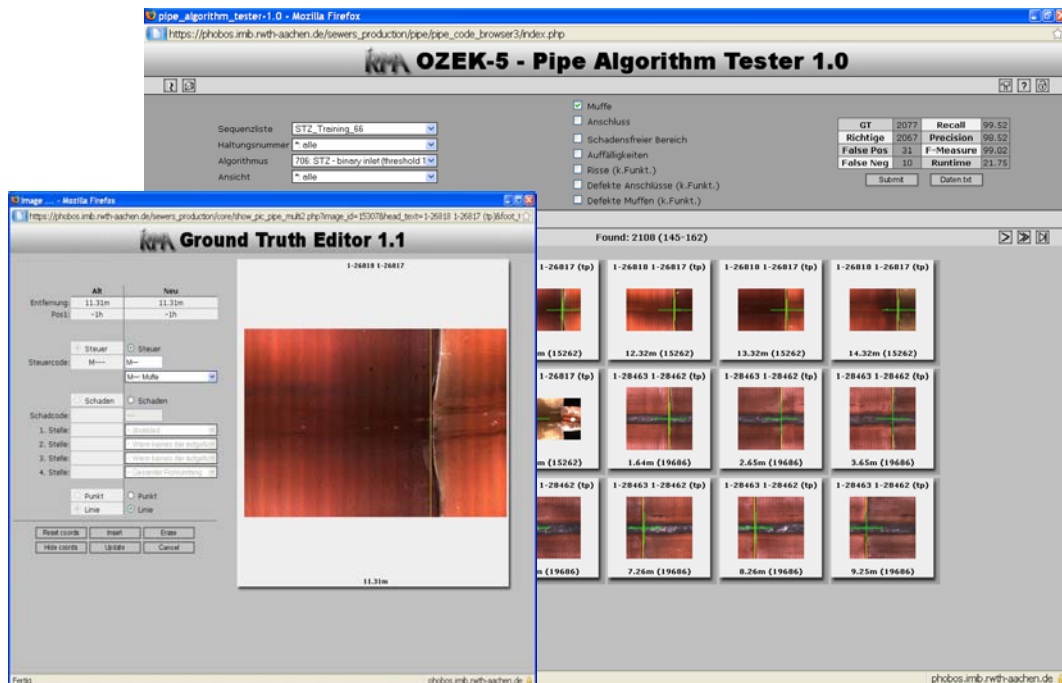


Bild 3-4: Ground-truth Editor



### 3.1.3 Windows Applikationen

Im Rahmen der zweiten Phase dieses Projektes wurde eine kommandozeilen-basierte Windows-Portierung mit graphischer Benutzeroberfläche entwickelt. Screenshots davon sind in Bild 3-5 zu sehen.

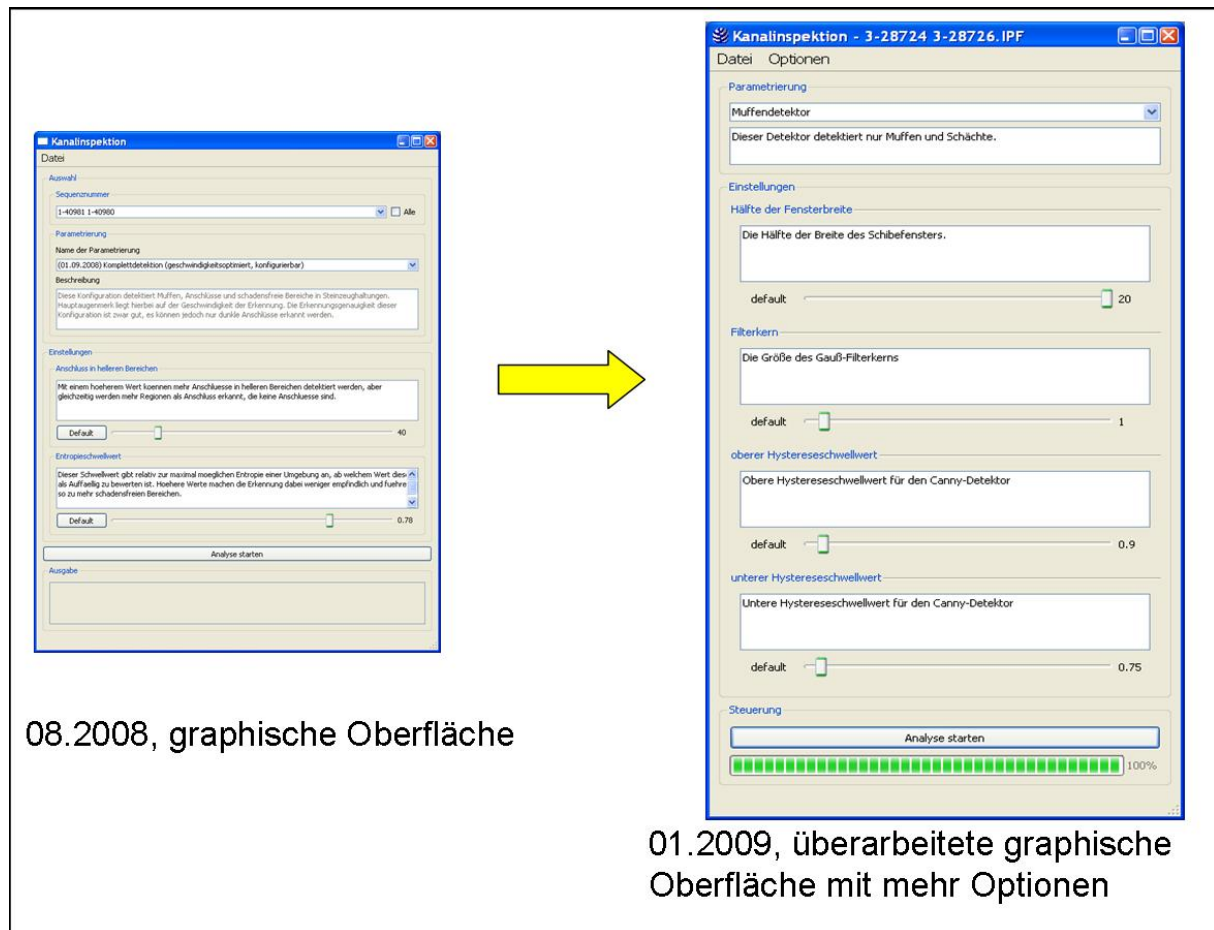


Bild 3-5: Windows-portierte graphische Oberfläche

Die für diese Oberfläche entwickelte Software ist gut erweiterbar durch den neuen, objektorientierten Software-Entwurf. Sie erlaubt den Einsatz ausgereifter Software-Bibliotheken für die Bildverarbeitung in Kombination mit selbstimplementierten Funktionen. Die Module sind als dynamische Bibliotheken implementiert mit der Erweiterung „.dll“. Die Konfiguration des Moduls erfolgt auf XML-Basis, wodurch eine mühsame kommandozeilen- oder textdateibasierte Konfiguration vermieden wird.

## 3.2 Algorithmenentwicklung

In den folgenden Abschnitten werden neben Vorerarbeitungsschritten die wichtigen Mechanismen zur automatischen Erkennung von Muffen, Fließspuren, Anschlüssen, Rissen, Schächten sowie schadensfreien Bereichen vorgestellt.

### 3.2.1 Einführung

Abschnitt 3.2.1.1 beschreibt den Arbeitsfluss der entwickelten Verarbeitungskette (OZEK-Framework) zur Erkennung von Defekten im Bildmaterial aus der Kanalinspektion. Details über den generellen Aufbau der benutzten Module sind im Abschnitt 3.2.1.2 beschrieben.

#### 3.2.1.1 Arbeitsfluss

Das entwickelte OZEK-Framework beruht auf einem modularen Entwurf und erlaubt eine beliebige serielle Ausführung von beliebigen Algorithmen. Dazu wurden eine Syntax zur Definition der auszuführenden Schritte (Konfigurationssyntax) und ein einheitliches Algorithmus-Ergebnisformat definiert.

In den entstandenen Arbeitsfluss zur Kanalinspektion (siehe Bild 3-6) stellen Parallelogrammen die Eingabedaten dar. Die regulären Rechtecke sind für die Verarbeitungsmodulen und die Rauten sind für die Schleifen.

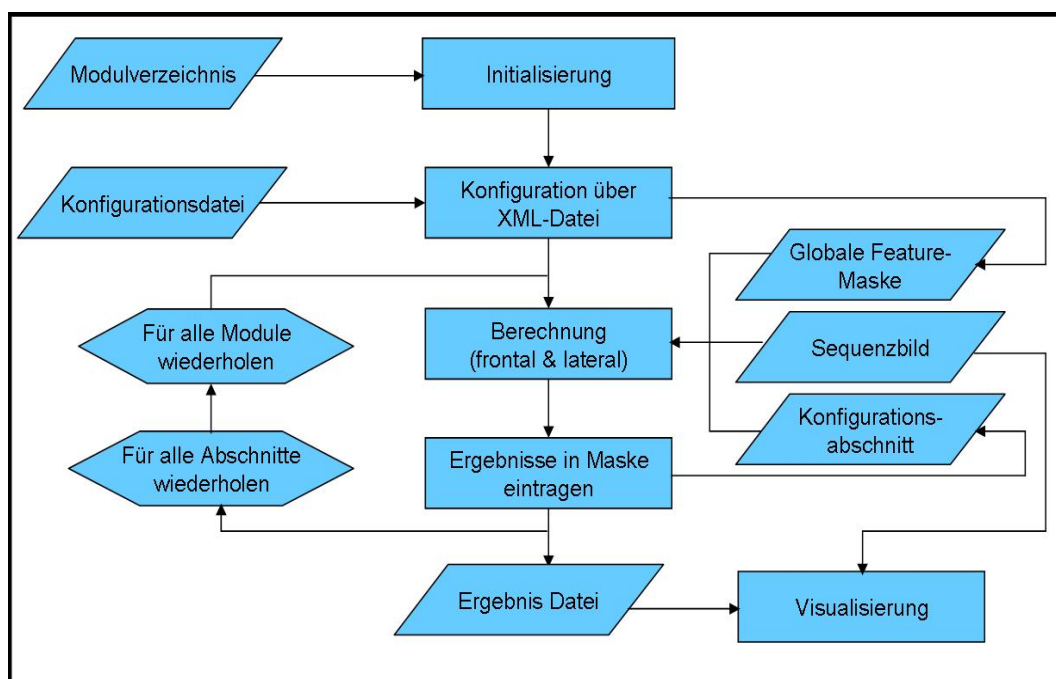


Bild 3-6: Arbeitsfluss der Verarbeitungskette



Als Eingabe der Verarbeitungskette dient daher neben dem zu untersuchenden Sequenzbild eine wohlgeformte XML-Konfigurationsdatei, deren Inhalt sich nach einer vorgeschriebenen Syntax richtet (siehe Bild 3-7 unten).

```
<configuration name="STZ(66) - training run (binary inlet detector)" date="2008-10-30">
  <configurationDescription></configurationDescription>
  <processingStep name="pipeCouplingDetector" debug="false" enabled="true" visualize="true"
    scale="1">
    <parameter name="tEdge" type="2" defaultValue="0.05" userModifiable="false" min-
      Value="0" maxVal ue="1" />
  </processingStep>
  <processingStep name="sequentialFlowLineDetector" debug="true" enabled="true" visuali-
    ze="true" scale="1">
    <parameter name="sigma" type="2" defaultVal ue="4.00" userModifi abl e="fal se" mi n-
      Val ue="0" maxVal ue="1" />
    <parameter name="thi gh" type="2" defaultVal ue="0.94" userModifi abl e="fal se" mi n-
      Val ue="0" maxVal ue="1" />
  </processingStep>
  <processingStep name="binaryInletDetector" debug="false" enabled="true" visualize="true"
    scale="1">
  </processingStep>
  <processingStep name="crackDetector" debug="false" enabled="true" visualize="true"
    scale="1">
  </processingStep>
</configuration>
```

Bild 3-7: Beispiel einer XML-Konfigurationsdatei

Die Konfigurationsdatei listet die im Rahmen der Erkennung durchzuführenden Arbeitsschritten in der gewünschten Reihenfolge ihrer Abarbeitung auf. Zusätzlich können Parameter eines jeden spezifischen Verfahrens ausgehend von einer innerhalb des entsprechenden Moduls festgelegten Standardparametrisierung modifiziert werden.

Durch Angabe eines Modulnamen ist es dem OZEK-Framework möglich, aus einem Pool an verfügbaren Modulen die gewünschten zu wählen und wie angegeben in Reihe zu schalten. Durch das im Rahmen dieses Vorhabens realisierte einheitliche Übergabeformat wurde es ermöglicht, jedem Modul die kumulativen Erkennungsergebnisse aus vorangegangenen Erkennungen zugänglich zu machen. Dies ist der Schlüsselmechanismus der es im OZEK-Framework ermöglicht, beliebige Algorithmen in Serie ausführen zu können. Dieses Prinzip wird in den nächsten Abschnitten näher erläutert.

Jeder Algorithmus kann zudem das Eingabebild für die folgenden Schritte modifizieren, so dass globale Schritte wie z.B. Histogrammoperationen nur einmal für alle folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt werden müssen.

Ein konfigurierter Durchlauf der Erkennung definiert somit eine konkrete Instanz der Verarbeitungskette, wie im Bild 3-8 dargestellt. Es wird deutlich, dass im Rahmen dieser Verarbeitungskette eingesetzte Algorithmen auch funktionieren müssen, wenn keine Eingabedaten aus vorangegangenen Schritten vorhanden sind.

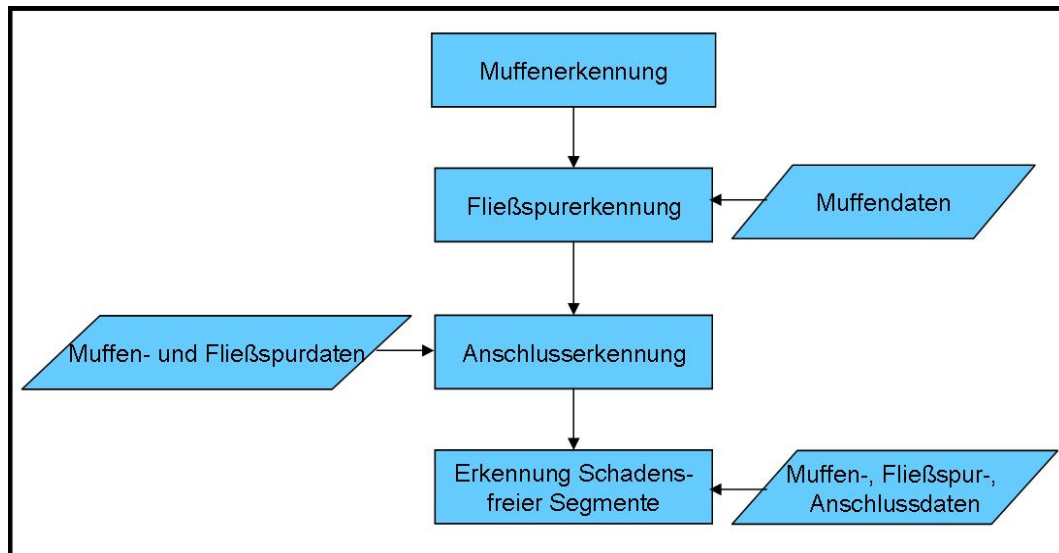


Bild 3-8: Konkrete Instanz der Berechnung

Optional kann nach Ausführung aller Module das Ergebnis visualisiert oder im „-txt“ Format persistent gemacht werden.

### 3.2.1.2 Moduldefinition

Jedes Modul der Verarbeitungskette besitzt eine einheitliche Schnittstelle für die Parameter- ein- und Ergebnisausgabe (siehe Bild 3-9). Dabei ist das Modul zunächst für die Herstellung einer Standardparametrisierung des bereitgestellten Algorithmus verantwortlich. Zur Konfiguration wird jedem Modul dann der zu ihm gehörende Abschnitt aus der Konfigurationsdatei mitsamt etwaigen dort von der Standardparametrisierung abweichend definierten Parametern übergeben.

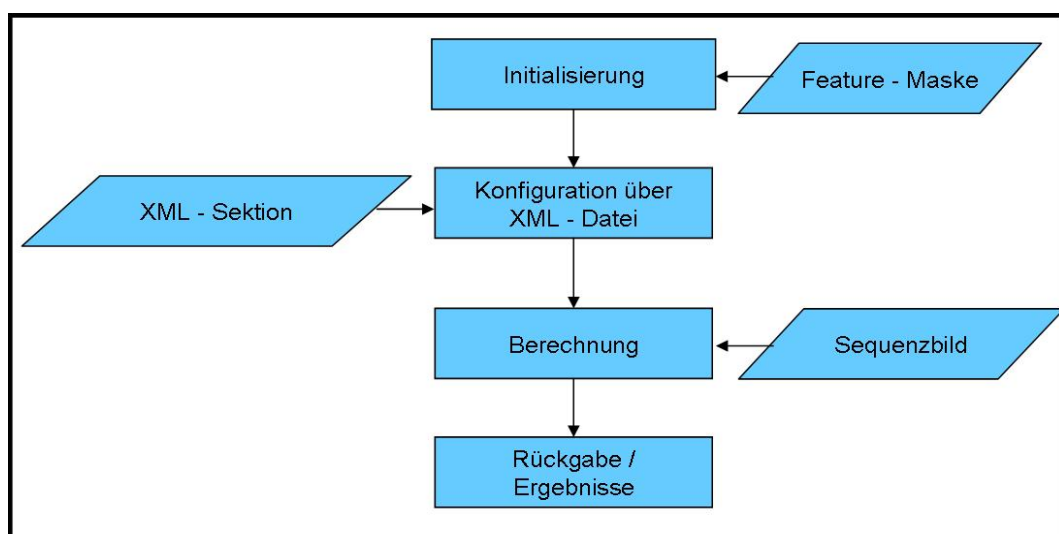


Bild 3-9: Arbeitsfluss innerhalb eines Moduls

Diese Maske stellt das einheitliche Übergabeformat des OZEK-Frameworks dar. Sie ist stets genau so groß wie das Eingabebild. Erkennungsergebnisse sind in dieser Maske durch Werte nach Tabelle 3-3 codiert. Zwischen der Maske und dem Eingabebild besteht eine 1-1 Pixel-zu-Pixel Korrespondenz.

Tabelle 3-3: Feature Codes des OZEK-Frameworks

<b>Kürzel</b>	<b>Semantik</b>	<b>Code</b>
XM--	Muffe	00000001
XFO-/XFU-	Fließspur	00000010
XZ--	Anschluss	00000100
	Riss	00001000
XA--	Auffälligkeit	00010000

Dabei wurde darauf geachtet, dass es möglich ist, mehrere Features an derselben diskreten Bildposition zu codieren. Die Features Codes verstehen sich als Flags, die über eine bitweise ODER-Operation verknüpft werden können. So stünde ein Wert von 00000011 etwa für das Vorhandensein von Fließspur- und Muffenregion an derselben Bildposition.

Die hier gewählte 8-Bit Darstellung sollte im Rahmen des OZEK-Vorhabens genügen. Der Umstieg auf eine 16-bit Maske wäre jedoch ohne großen Aufwand zu realisieren.

Ergebnisse werden von Modulen in Form von einheitlichen Feature-Beschreibungen zurückgegeben. Sie exponieren Funktionalitäten zur Visualisierung, Berechnung einer Bounding-Box und Konvertierung in das „-.txt“ Format. Dabei werden diese konkreten Funktionalitäten innerhalb der Module implementiert, so dass das OZEK-Framework zu keinem Zeitpunkt ein Wissen von konkreten Feature-Implementierungen hat. So können neue Feature-Typen implementiert werden, ohne das OZEK-Framework ändern zu müssen.

Als Feature werden hier Bestandteile einer Haltung bezeichnet, wie etwa Anschlüsse oder Muffen. Features werden im OZEK-Framework immer relativ zum Koordinatensystem des Eingangsbildes mit gespaltener Fließspur beschrieben. (Bild 3-10, Bild 3-11).

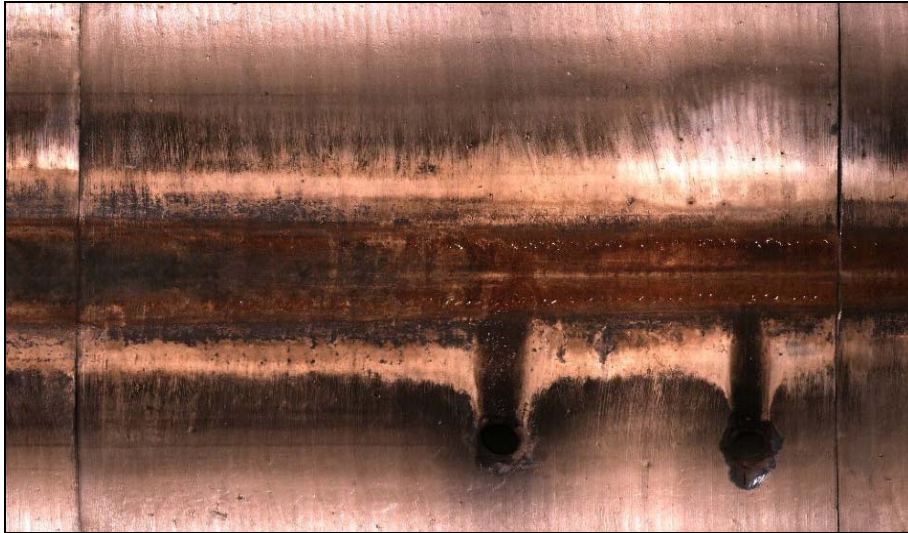


Bild 3-10: Beispielsegment (Fließspur zentriert zur intuitiveren Wahrnehmung)



Bild 3-11: Feature Maske für Bild 3-5

### 3.2.2 Vorverarbeitung

Für die Erkennung von Muffen, Anschlüssen und Fließspuren trägt die Farbe in den Bilddaten keine relevante Information. Zunächst werden daher die Farbbilder in Graustufen konvertiert, wodurch sich Speicher- und Rechenaufwand um ca. ein Drittel reduzieren lassen. Für eine differenzierte Bestimmung von Zustandskodierungen kann die Farbinformation jedoch jederzeit wieder in der Analyse miteinbezogen werden, z.B. bei einer Farbtexturanalyse zur Korrosionserkennung.

Die zur Bildanalyse eingesetzten Bilder der Kanalwandabwicklung werden aus den perspektivischen Aufnahmen der Frontkamera generiert, die alle 5 cm ein Bild erzeugt. 20 dieser

Einzeltaufnahmen werden zu einem Bild zusammengefügt, sodass die im Weiteren verwendeten Bilder jeweils einen Meter der Haltung zeigen. Rekonstruktionsbedingt weisen diese Bilder auf Grund von Belichtungsschwankungen im 5 cm Abschnitt periodische Helligkeitsschwankungen auf Bild 3-12 (links). Für die manuelle Zustandsbeschreibung sind diese Störungen irrelevant, doch können sie eine automatische Erkennung negativ beeinflussen. Aufgrund der Periodizität der Störungen eignet sich zu ihrer Entfernung eine Filterung im sog. Fourier-Spektrum, welches die Bildinformation als gewichtete Summe von Sinus- und Cosinusfunktionen kodiert. Zur Störungsbeseitigung reicht dann ein Dämpfen der Amplitude der entsprechenden Frequenz. Da bekannt ist, dass die Abwicklungsbilder pro Meter aus 20 Bildern entstanden sind, lässt sich die zu dämpfende Stelle im Fourier-Spektrum analytisch identifizieren. Um Aliasingeffekte durch harte Kanten im Fourier-Spektrum zu vermeiden, erfolgt die Dämpfung durch einen zweidimensionalen Gauß-Kernel. Ein Beispielergebnis ist in Bild 3-12 gezeigt, in dem zur besseren Sichtbarkeit der auftretenden Effekte ein typischer Bildausschnitt des Originals (links) und des Ergebnisses (rechts) vergrößert dargestellt sind.

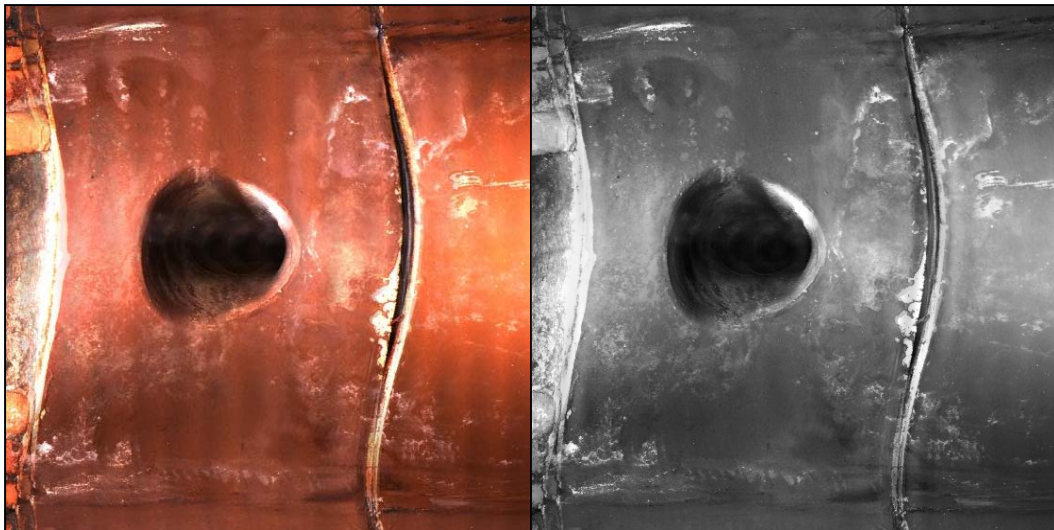


Bild 3-12: Bildvorverarbeitung – Original (links) und Ergebnis (rechts) nach Grauwertkonvertierung und Entfernen der periodischen Störungen durch Fourier-Filterung



### 3.2.3 Bildverarbeitungsalgorithmen

In Folgenden werden nun die im Rahmen des oben beschriebenen OZEK-Frameworks eingesetzten Algorithmen beschrieben.

#### 3.2.3.1 Muffenerkennung

Die Muffenerkennung ist die Grundlage für die:

- Segmentierung der Haltung in einzelne Rohre (die optisch (un-)auffällig sind),
- Klassifikation der Muffen(breite),
- Klassifikation des Muffenzustandes, sowie für die
- Erkennung von Querrissen.

Eine im Sinne der Bildverarbeitung ideale Muffe lässt sich beschreiben als

- einzelne,
- klar abgegrenzte,
- von oben bis unten durchgängige,
- dünne,
- dunkle,
- vertikale Gerade.

Die Muffe links in Bild 3-13 kommt diesem Idealbild recht nahe. In der Praxis sind Bilder von Haltungen jedoch häufig problematischer, sodass in der Regel gleich mehrere der oben genannten Eigenschaften nicht mehr zutreffen.

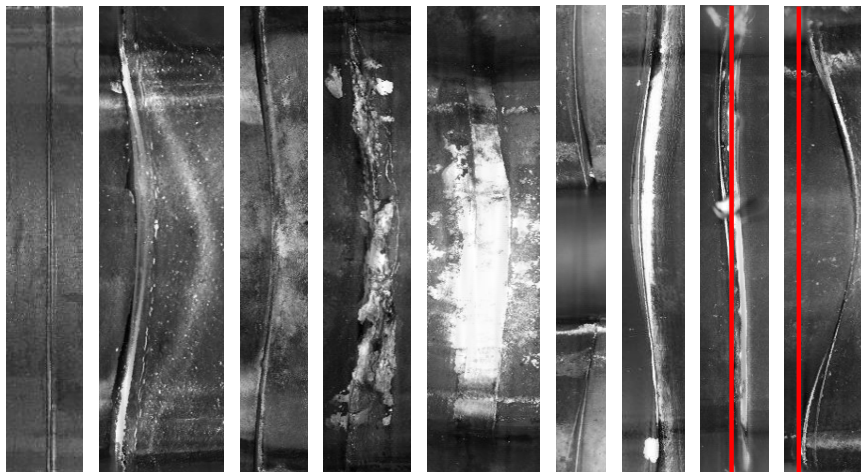


Bild 3-13: Beispiel der optischen Variabilität von Muffen. Links ist ein „Idealfall“ einer Muffe zu sehen. Die weiteren Beispiele illustrieren die Schwierigkeit der Muffenerkennung. Rechts ist eine rote Gerade eingeblendet, welche die geometrieabhängige Verzerrung der Abwicklungen verdeutlicht

## Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion

Zur Erkennung von Muffen wurde ein robuster Fensterungsansatz entwickelt, der eine hohe Zuverlässigkeit trotz der vielfältigen Erscheinungsformen in realen Bildern aufweist. Das Flussdiagramm dieses Algorithmus ist in Bild 3-14 dargestellt.

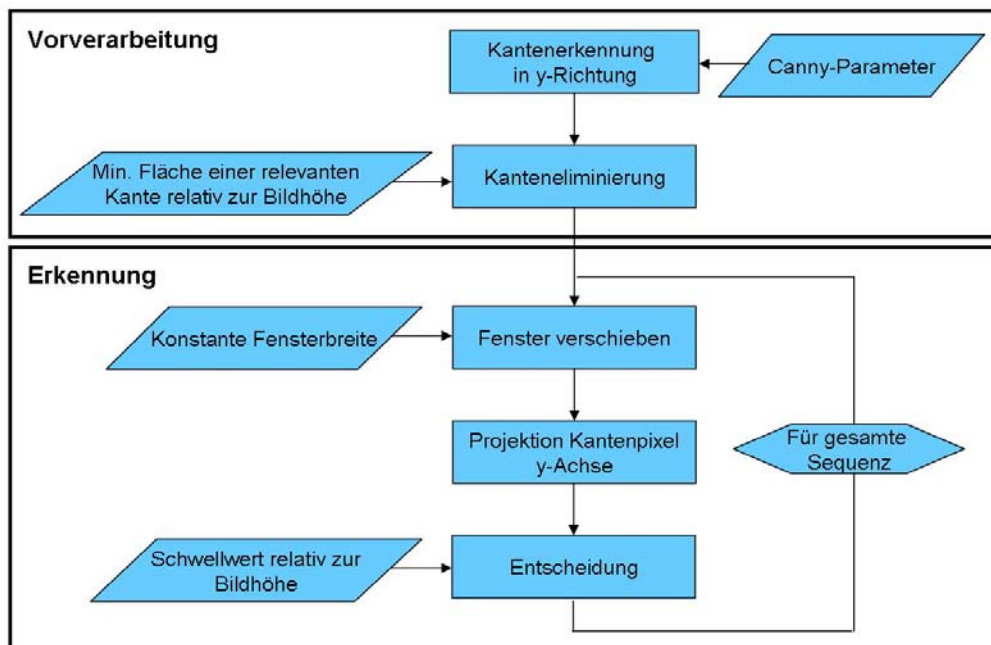


Bild 3-14: Flussdiagramm für die Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion

### (1) Kantenerkennung in y-Richtung

Muffen sind im Regelfall die einzigen prominenten vertikalen Strukturen einer Haltung. Im ersten Schritt werden deshalb vertikal verlaufende Kanten detektiert.

### (2) Kantneliminierung

Kurze, störende Kanten, die weniger plausible Kandidaten für Muffenpositionen darstellen, werden aus dem Kantenbild entfernt.

### (3) Fensterverschiebung

Ein Fenster fester Breite wird in Pixelschritten über das Bild geschoben.

### (4) Projektion Kantenpixel y-Achse

Alle Randpunkte innerhalb des Schiebefensters werden auf die y-Achse projiziert. Daraus ergibt sich die Zeilenbelegung des Fensters an seiner aktuellen Position.



### (5) Projektion Kantenpixel y-Achse

Die Zeilenbelegung des Fensters wird mit einem relativ zur Bildhöhe ermittelten Schwellwert verglichen. Liegt die Zeilenbelegung über diesem Schwellwert, wird die Fensterposition notiert. Dort beginnt der erkannte Muffenbereich. Er endet an der Bildposition, an der die Zeilenbelegung des Fensters erstmals wieder unter dem Schwellwert sinkt (Bild 3-15).

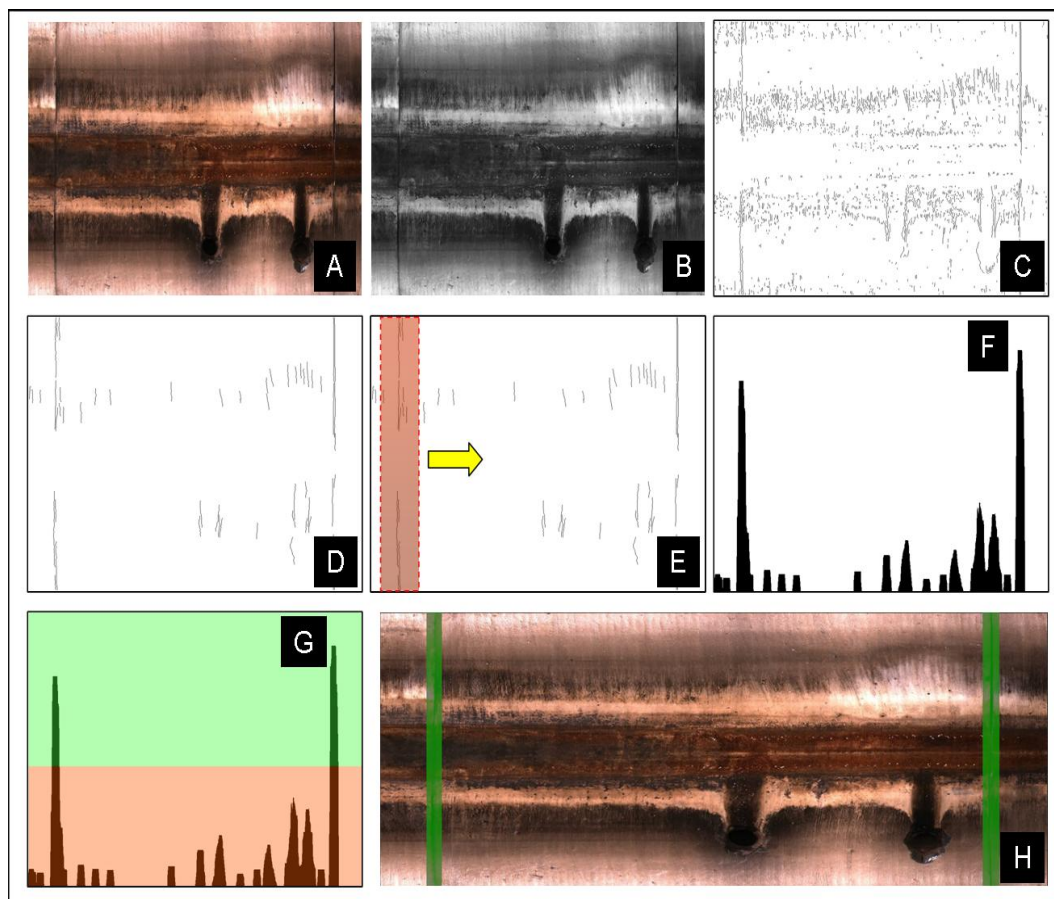


Bild 3-15: Muffenerkennung: Projektionsbasierter Algorithmus. A – Originalbild, B – 8-Bit Grauwertbild, C – Kantenerkennung in x-Richtung, D – Kanteneliminierung, E – Fensterung, F – Kantenbelegung Fenster an Position, G – Schwellwertbildung (0.42), H – Ergebnis

Der Algorithmus zur Muffenerkennung wurde ausgewertet. Die qualitativen Ergebnisse im Bild 3-11 zeigen, dass nach der Eliminierung von Kanten in y-Richtung, zu kurze Kanten doch noch in Ergebnisbilder vorhanden sind (siehe Bild 3-16). Zur Behandlung dieses Problem können verschiedene Verbesserungsmöglichkeiten eingesetzt werden. Für Kanteneliminierung könnte ein adaptiver Schwellwert anhand der Statistiken des Originalbildes berechnet werden. Dazu zur Entscheidung zur Muffe kann der adaptive Schwellwert anhand der Fläche aller Kantenpixel nach der Kanteneliminierung als wertvolle Information benutzt werden.

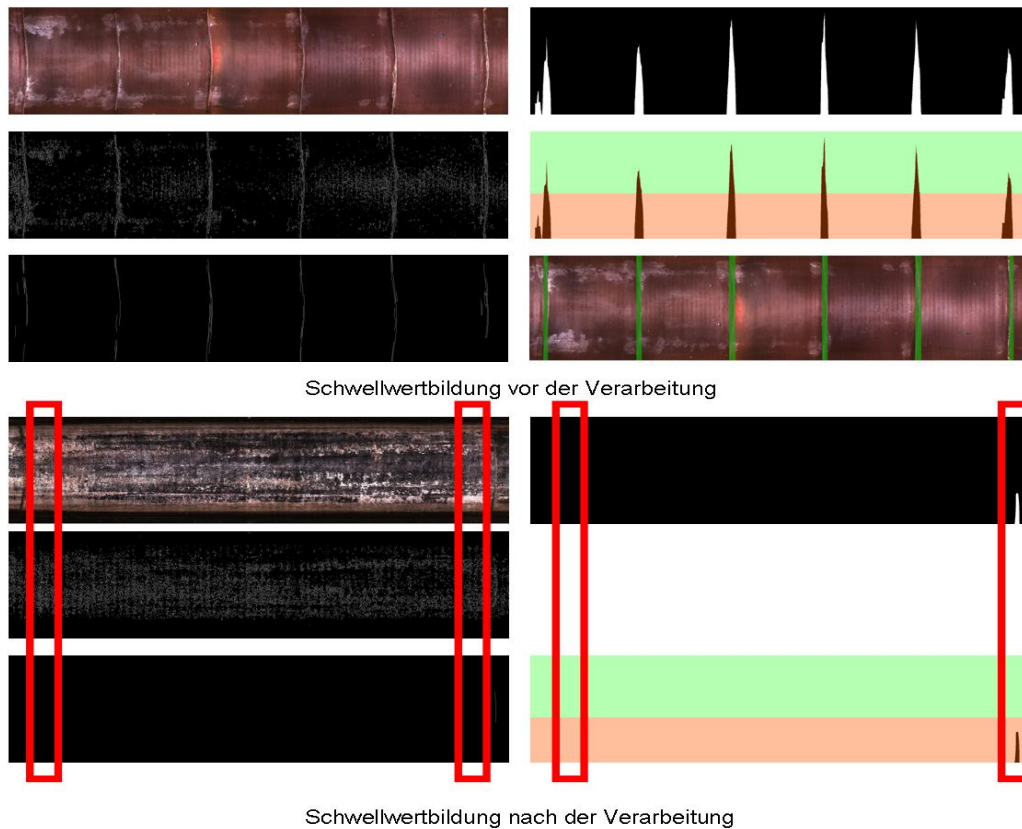


Bild 3-16: Qualitative Ergebnisse: kurze Kanten werden nicht entfernt

Die Muffenerkennung wurde auf Haltungen mit unterschiedlichen Materialien (Steinzeug, Beton und Kunststoff) mit mehrere Skalierungen untersucht. Die Ergebnisse sind in Tabelle 3-4 aufgeführt.

Tabelle 3-4: Ergebnistabelle Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	99.180	99.660	99.420	5.690
STZ(66)	0.500	98.360	97.100	97.730	1.270
STZ(66)	0.250	99.420	74.680	85.300	0.330
STZ(66)	0.125	92.970	69.210	79.350	0.080
STZ(379)	1.000	97.680	97.390	97.530	7.520
STZ(379)	0.500	98.120	92.800	94.990	1.430
STZ(379)	0.250	98.010	56.420	71.600	0.310
STZ(379)	0.125	92.980	54.690	68.870	0.080
B(76)	1.000	97.200	96.330	96.760	2.660
B(76)	0.500	98.350	76.690	86.180	0.600
B(76)	0.250	97.030	48.580	64.740	0.130
B(76)	0.125	86.990	59.830	70.900	0.030
PEHD(38)	1.000	94.170	28.830	44.140	2.300
PEHD(38)	0.500	100.000	6.100	11.500	0.740
PEHD(38)	0.250	99.170	5.230	9.940	0.160
PEHD(38)	0.125	89.170	7.280	13.460	0.040

Die Erkennungsrate für alle Materialarten und bei unterschiedlichen Skalierungen ist mit mehr als 86% zufriedenstellend. Bei der rot markierten Zeile wird die höchste Präzision von 99.66% erreicht, für Steinzeug mit jedoch sehr langer Laufzeit. Bei Kunststoffrohren ist die Präzision bei der Muffenerkennung geringer. Grund ist der bei den Materialien geringe Kontrast zwischen Rohrwandung und Muffe.

### Muffenerkennung durch Flächenbasierten Algorithmus

Die Verarbeitungsschritte für diesen Algorithmus sind bis auf das Entscheidungskriterium ähnlich denen der Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion.

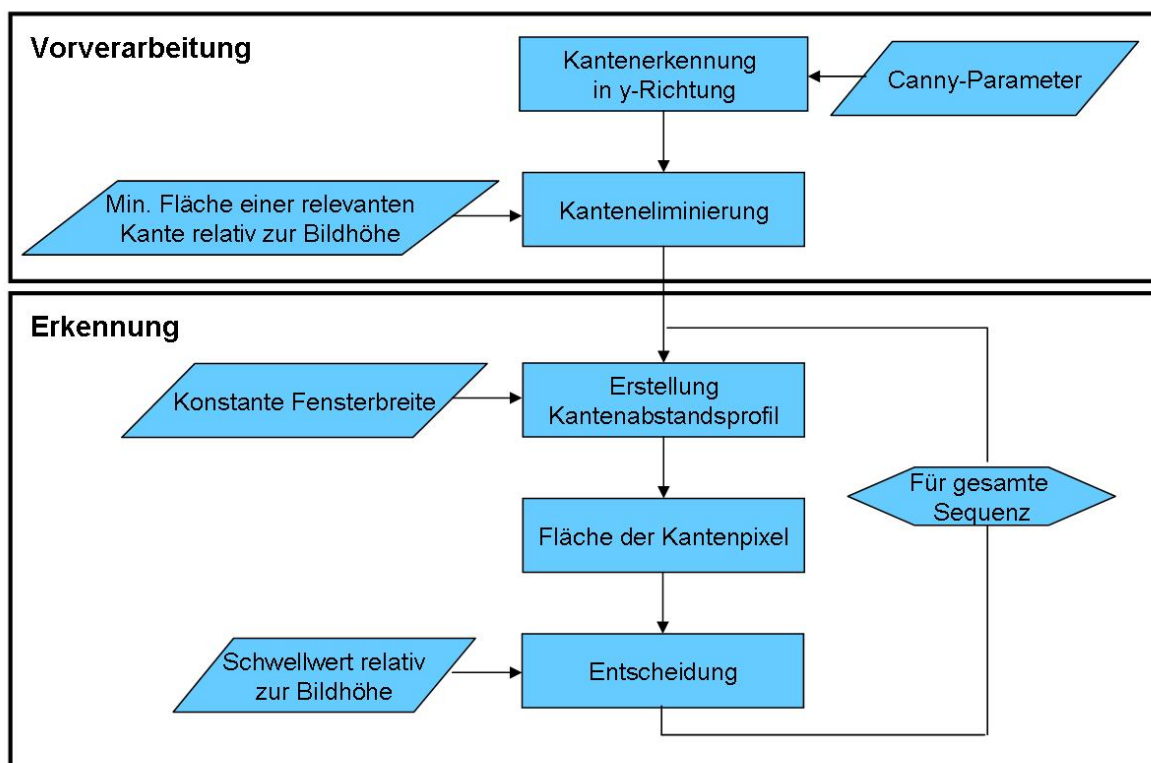


Bild 3-17: Flussdiagramm für die Muffenklassifikation bezüglich Lageabweichung

#### (1) Kantenerkennung in y-Richtung

Muffen werden im ersten Schritt als vertikal verlaufende Kanten detektiert.

#### (2) Kanteneeliminierung

Kurze, störende Kanten, die weniger plausible Kandidaten für Muffenpositionen darstellen, werden aus dem Kantenbild entfernt.

### (3) Erstellung Kantenabstandsprofil

In jeder Bildzeile wird der Abstand von der am weitesten links liegenden Kante zur am weitesten rechts liegenden Kante ermittelt.

### (4) Fläche der Kantenpixel

Die Fläche des soeben erzeugten Kantenprofils wird gebildet.

### (5) Entscheidung anhand Schwellwertbildung

Anhand der Fläche des Kantenpixels wird im Bezug auf den Schwellwert entschieden, ob eine Lageabweichung vorliegt.

Tabelle 3-5: Ergebnistabelle der Muffenerkennung durch flächenbasierten Algorithmus (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	99.280	98.800	99.040	6.180
STZ(66)	0.500	99.180	97.450	98.310	1.360
STZ(66)	0.250	98.320	95.330	96.800	0.240
STZ(66)	0.125	84.060	95.620	89.470	0.060
B(76)	1.000	98.600	24.820	39.660	2.080
B(76)	0.500	98.680	21.670	35.540	0.490
B(76)	0.250	98.430	26.950	42.320	0.110
B(76)	0.125	94.980	44.830	60.910	0.030

Basierend auf den Ergebnissen in Tabelle 3-5 ist die Erkennungsleistung des projektionsbasierten Algorithmus für alle optischen Randbedingungen sehr gut und insgesamt leicht besser als die des flächenbasierten Algorithmus. Die Rechenzeiten sind vergleichbar. Im Weiteren wird daher der projektionsbasierte Algorithmus zur Muffenerkennung verwendet.

#### 3.2.3.2 Fließspurerkennung

Die Fließspurerkennung wird analog zu der Muffenerkennung durchgeführt. Im ersten Schritt erfolgt hier jedoch eine Untersuchung langer Kanten in horizontaler Richtung (x-Richtung) anstatt in vertikaler Richtung (y-Richtung).

#### Globale Fließspurerkennung durch globale Fensterung

Diese Methode benutzt einen Fensterungsansatz zur Erkennung der Fließspuren. Der Algorithmus ist anhand des Flussdiagramms in Bild 3-18 beschrieben.

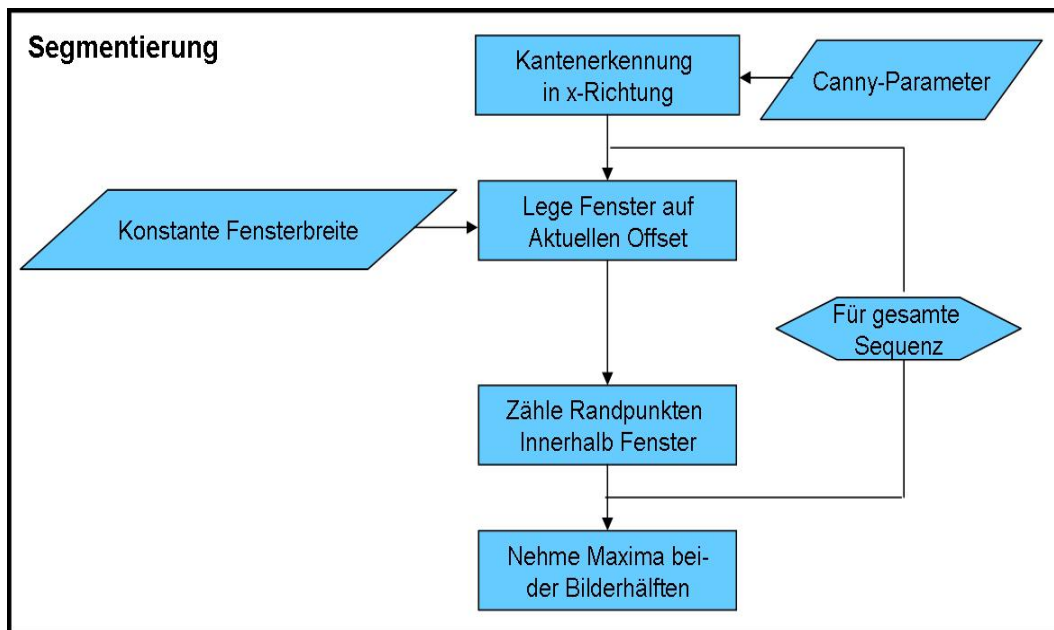


Bild 3-18: Flussdiagramm für die globale Fließspurerkennung durch Fensterung

### (1) Kantenerkennung in y-Richtung

Fließspuren sind normalerweise die einzigen prominenten horizontalen Strukturen einer Haltung. Im ersten Schritt werden deshalb horizontal verlaufende Kanten detektiert.

### (2) Fensterverschiebung

Ein Fenster fester Breite (10% der Bildhöhe) wird in Pixelschritten vertikal über das Bild geschoben.

### (3) Randpunkte Aufzählen

Alle Randpunkte innerhalb des Schiebefensters werden gezählt. Daraus ergibt sich die Fensterbelegung für das aktuelle Fenster.

### (4) Suche nach Maxima

In den oberen und unteren Bildhälften wird nach einem Maximum der Fensterbelegung gesucht.

Die Formulierung dieses algorithmischen Modells ist augenscheinlich zu einfach und kann von daher keine aussagekräftigen Ergebnisse liefern (Bild 3-19).





### **(1) Teile Sequenz in Segmente**

Die Feature-Maske wird auf vorhandene Muffendaten überprüft. Sind Muffendaten vorhanden, werden sie genutzt, um das Haltungsbild an den Muffen in Segmente zu teilen. Dabei entsteht eine Anzahl an Segmenten, die um 1 größer ist, als die Anzahl der verzeichneten Muffen. Sind keine Muffendaten vorhanden, wird das gesamte Bild als ein Segment behandelt.

### **(2) Teile Segment horizontal**

Gemäß der Symmetriehypothese wird jedes Segment auf Höhe der Linie  $y/2$  in zwei Hälften geteilt. Ausgehend von den oberen und unteren Bildrändern wird zudem in folgenden Schritten ein Randbereich ignoriert, der relativ zur Bildhöhe bestimmt wird. Nachfolgende Schritte werden dann separat für beide Bildhälften durchgeführt.

### **(3) Kantenerkennung in x-Richtung**

Fließspuren sind normalerweise die einzigen horizontalen Strukturen einer Haltung. In diesem Schritt werden deshalb horizontal verlaufende Kanten detektiert.

### **(4) Kanteneliminierung**

Kleine, unbedeutende Kanten werden entfernt. Es werden dabei alle Kanten entfernt, deren Bounding-Box nicht eine gewisse Mindestbreite besitzt.

### **(5) Akkumulatorberechnung**

Der Akkumulator wird als Teil einer Hough-Transformation für Linien für beide Bildhälften bestimmt (es gibt also zwei Akkumulatoren). Als Liniendarstellung wurde die Polarform gewählt. Die Grenzen für den Parameter „ $r$ “ (Abstand der Linie vom Ursprung) werden über einen Verfahrensparameter bestimmt. Die Grenzen für „ $a$ “ werden dann automatisch so ermittelt, dass jede in den Akkumulatoren vorkommende Linie bei gegebenem Abstand vom Ursprung immer die linken und rechten Bildränder schneidet. Zudem werden alle Linien aus den Akkumulatoren entfernt, die die Bildmitte schneiden.

### **(6) Kandidatenbestimmung**

Alle Akkumulatorzellen, deren Wert nahe dem maximalen Akkumulatorwert liegen, werden in beiden Akkumulatoren extrahiert und Stellen die oberen bzw. unteren Lösungskandidaten dar.



### (7) Untersuchung der Umgebung im Parameterraum

Die Umgebung eines jeden Lösungskandidaten in beiden Akkumulatoren wird untersucht. Dazu wird zunächst der Schwellwert zur Wählerkreisbestimmung bestimmt. Als Wählerkreis werden alle im Folgenden abstimmungsberechtigten Akkumulatorzellen bezeichnet. Über zwei Verfahrensparameter wird dann eine Umgebung in Form einer Anzahl von Akkumulatoren in r- und a-Richtung definiert. Es wird vermerkt, wie viele Akkumulatorzellen innerhalb diese Umgebung im Wählerkreis liegen (also einen Wert größer dem ermittelten Schwellwert zur Wählerkreisbestimmung besitzen). Die Anzahl dieser Zellen stellt das sogenannte Consensus-Set für den untersuchten Lösungskandidaten dar.

### (8) Bestimmung eines Kandidaten als Lösung

Als Lösung für die untere bzw. Obere Bildhälfte wird nun der Kandidat gewählt, der das größte Consensus-Set besitzt.

### (9) Zusammenfügen aller Lösungen

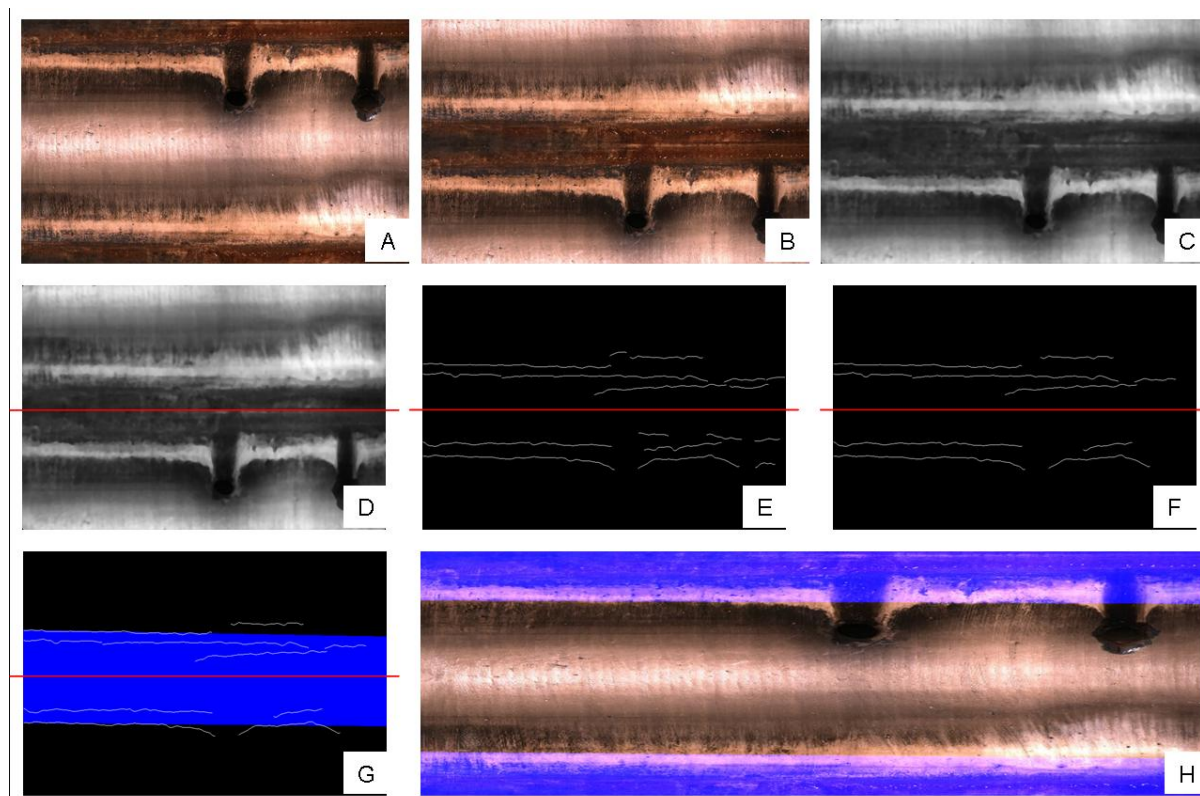


Bild 3-21: Verarbeitungsschritte: Fließspurerkennung durch Segmentweise Hough-Transformation. A – Originalbild, B – Fließspuren-Zentrierung, C – Medianfilter, D – Horizontale Teilung, E – Kanteneliminierung, F – Kantenerkennung in x-Richtung, G – Liniensuche mit Hough-Transformation, H – Ergebnis (Markierung im Originalbild)

Um tolerant gegenüber etwaiger Fehlerkennungen zu werden, werden in einem Nachverarbeitungsschritt die Schnittpunkte jeder Lösung mit den Bildrändern des Segments, in dem sie ermittelt wurde, mit ihren direkten Nachbarn verglichen. Wird eine signifikante Abweichung festgestellt, wird die wahrscheinlich korrekte Lösung ermittelt und die so als falsch angenommene Lösung angepasst.

Die Verarbeitungsschritte sind ausführlich in Bild 3-21 dargestellt. Die Haltung wird in Segmente unterteilt, die weiter als obere und untere Hälfte unterteilt werden. Die geraden Linien in den Kantenbildern jeder Hälfte des Segments werden als Fließspuren erkannt. Das Ergebnisbild zeigt das Originalbild am Input mit den markierten erkannten Fließspuren.

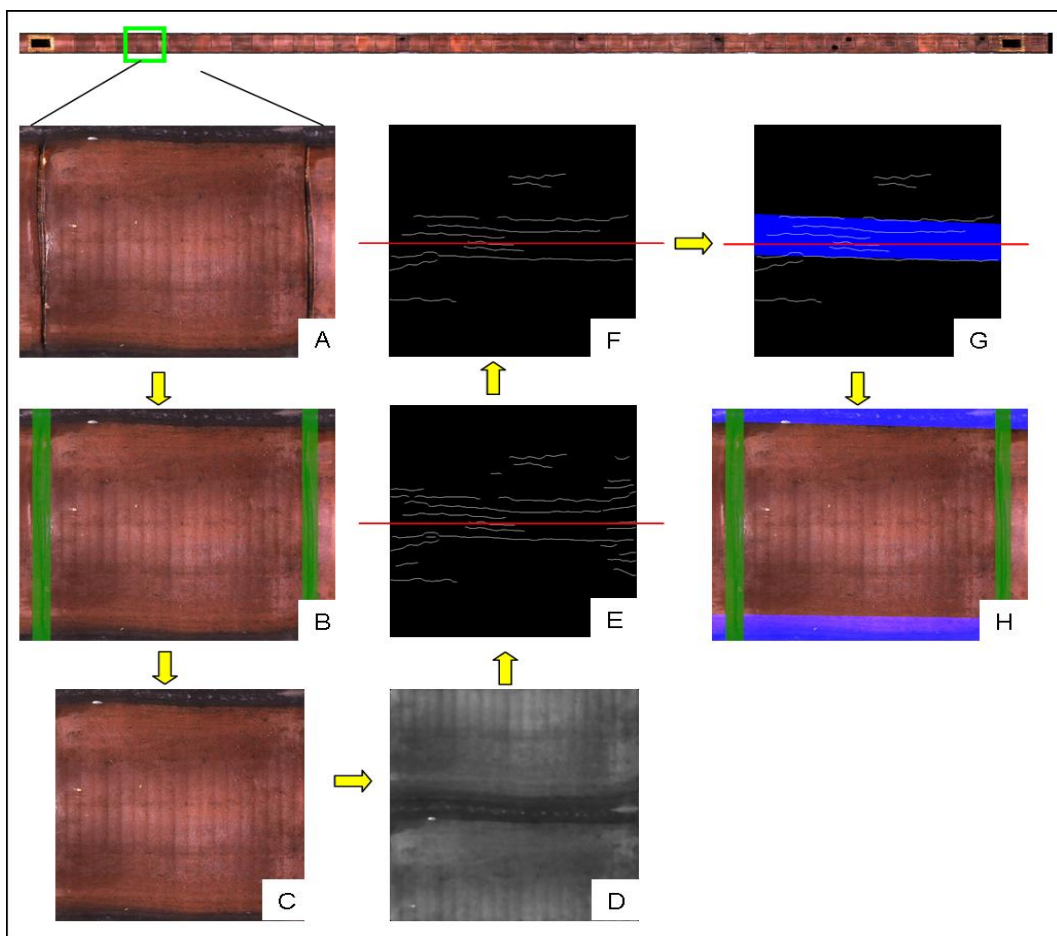


Bild 3-22: Qualitative Ergebnisse: Fließspurerkennung durch segmentweise Hough-Transformation. A – Region innerhalb einer Haltung, B – Muffenerkennung, C – Abschnitt zwischen Muffen, D – Zentrierung und Medianfilterung, E – Horizontale Teilung und Kantenerkennung in x-Richtung, F – Kanteneliminierung, G – Liniensuche mit Hough-Transformation, H – Markierung im Originalbild

Laut der qualitativen Ergebnisse im Bild 3-22, zeichnet sich diese Methode als besser geeignet für Fließspurerkennung. Die Detektion ist sehr robust. Entsprechend wird der Algorithmus in die Windows-Software eingebunden.

### 3.2.3.3 Anschlusserkennung

Anschlüsse sind ellipsenförmige Befunde, deren Erkennung in den Haltungsbildern zur Kartographie und zur Klassifikation defekter Anschlüsse dient. Sie können im Idealfall als dunkle, homogene Kreise oder Ovale mit einer kontrastreichen Abgrenzung zum umgebenden Material angenommen werden. Tatsächlich entsprechen dieser idealisierten Vorstellung jedoch nur sehr wenige der aus der Praxis stammenden Bilder (siehe Bild 3-23). Einfache Standardlösungen, wie z.B. die Suche nach Objekten mit bestimmter Form und Größe (sogenanntes Template-Matching, Pratt 1978) oder die gezielte Detektion ellipsoider Strukturen durch Kantenanalyse (sog. Hough-Transformation für Ellipsen) (Lehmann et al., 1997) scheiden daher aus.

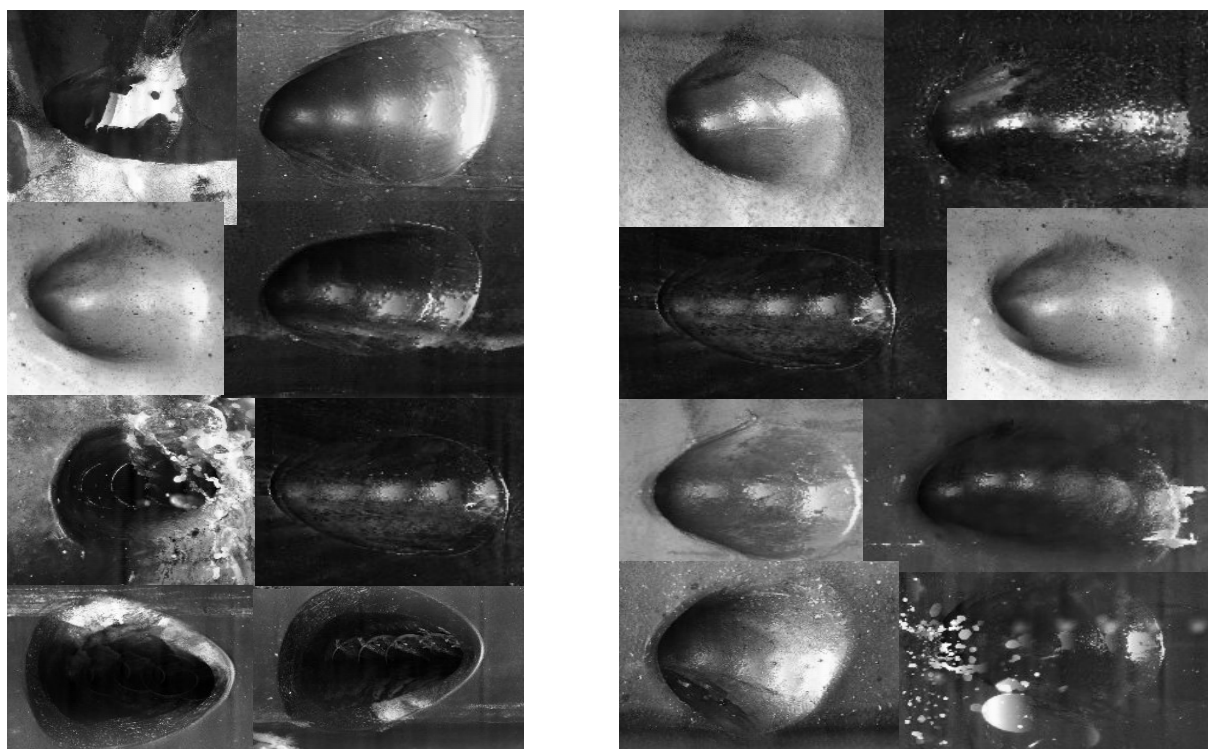


Bild 3-23: Beispiel der optischen Variabilität von Anschlüssen. Die Formunterschiede entstehen größtenteils durch perspektivische Verzerrung je nach Positionierung der Kamera im Kanal relativ zum Anschluss

In der Phase 1 dieses Projekts erfolgte die Anschlusserkennung durch hierarchische Segmentierung (Lindberg, 1994). In der Phase 2 jedoch wird dieser Detektor nicht weiterverfolgt,

da dieser Ansatz für eine praxisorientierte Anwendung viel zu rechenaufwändig ist. In den nächsten Abschnitten werden deshalb effizientere und robustere Ansätze vorgestellt.

### Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box Kriterium

Die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box Kriterium kann entweder mit festem oder adaptivem Schwellwert geführt werden. (Bild 3-24).

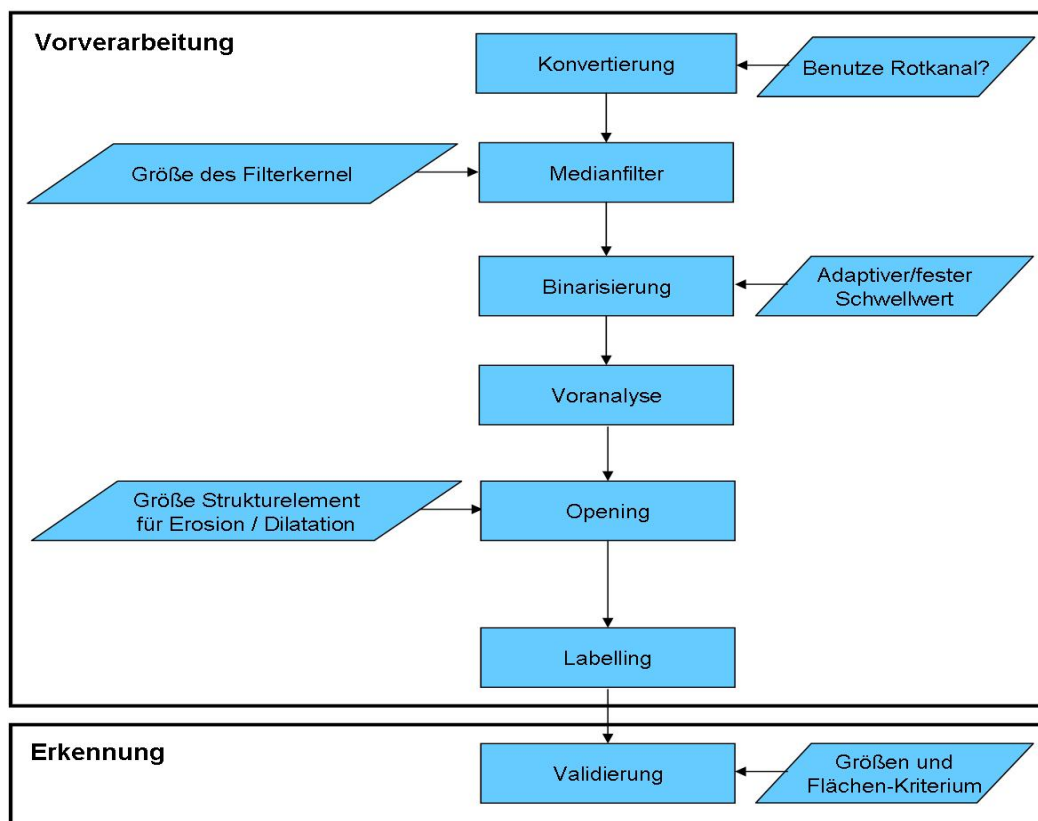


Bild 3-24: Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Binarisierung mit Bounding-Box Kriterium

#### (1) Konvertierung

Das Eingabebild wird in ein Grauwertbild konvertiert. Dies geschieht entweder durch Mittelung aller Farbkanäle oder durch ausschließliche Verwendung des Rotkanals.

#### (2) Medianfilter

Medianfilterung zur Homogenisierung großflächiger Bereiche.

### **(3) Binarisierung**

Gemäß der Hypothese, dass Anschlüsse meist als dunkle Strukturen im Eingabebild zu erkennen sind, wird das Eingabebild zunächst binarisiert.

### **(4) Voranalyse**

Großflächige, zusammenhängende Regionen werden aus dem Binärbild entfernt. Es wird zunächst mit einem 5x5 Strukturelement dilatiert und anschließend ein Labelling durchgeführt. Zu große Regionen werden anschließend automatisch ermittelt und von der weiteren Verarbeitung ausgeschlossen.

### **(5) Opening**

Mit Opening bezeichnet man in der Binärbildverarbeitung die morphologische Operation, bei der zuerst eine Erosion und dann eine Dilatation mit demselben Strukturelement durchgeführt wird. Der Effekt eines Openings ist, dass kleine "Auswüchse" an der Randstruktur des Bildsegmentes entfernt werden und Fehlstellen sowie Löcher im Flächenbereich des Segmentes weiter geöffnet werden. Das Opening ändert aber - im Gegensatz zur einfachen Erosion - die Größe des Objektes nicht merklich. Deshalb wird in diesem Schritt ein Opening durchgeführt, um unbedeutende Strukturen im Bild zu entfernen.

### **(6) Labelling**

Zusammenhängende Regionen im Eingabebild werden identifiziert.

### **(7) Validierung**

Regionen werden dann als Anschlüsse registriert, wenn ihre Bounding-Box gewisse Größenkriterien erfüllt.

Die Verarbeitungsschritte sind in Bild (3-25) dargestellt.



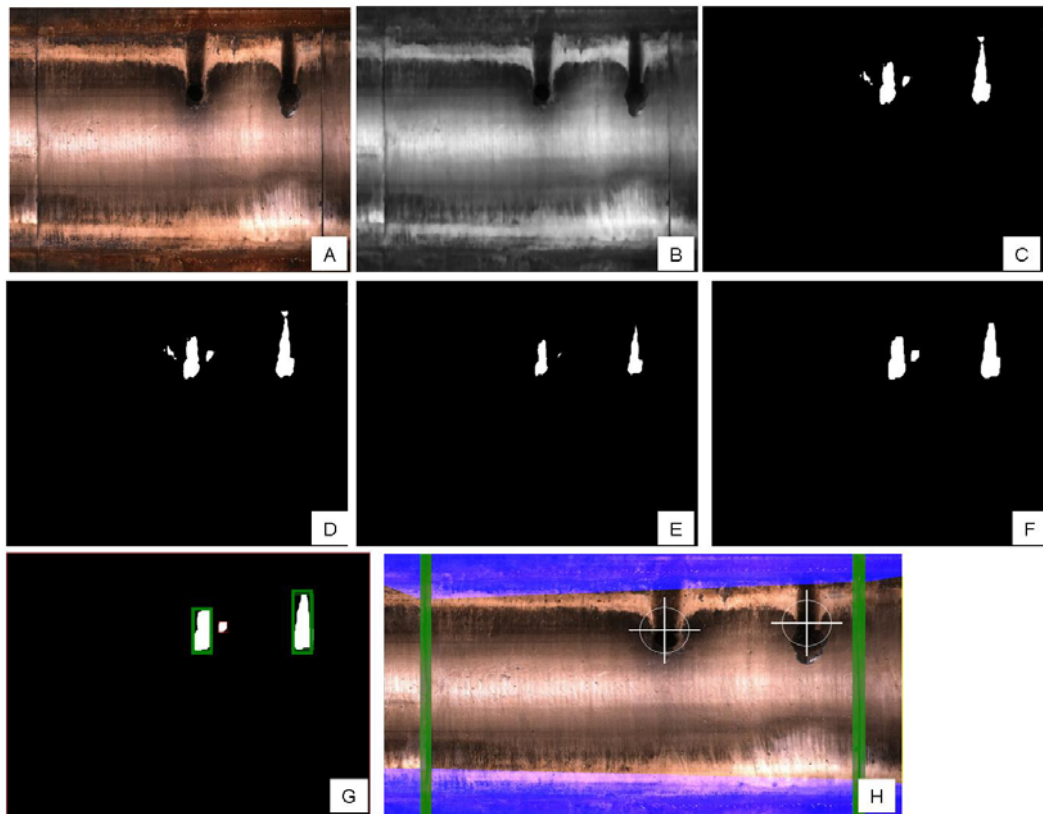


Bild 3-25: Verarbeitungsschritte: Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box. A – Originalbild, B – 8-Bit Grauwertbild, C – Schwellwertbildung (Schwellwert 40), E – Erosion (quadratisches Strukturelement der Größe 9), F – Dilatation (quadratisches Strukturelement der Größe 13), G – Labelling inkl. falsch positivem Befund, H – Ergebnis

Durch eine qualitative Auswertung konnte festgestellt werden, wie gut Anschlüsse mittels Binarisierung und Bounding-Box Kriterium in den Haltungsbildern erkannt werden können (siehe Bild 3-26).

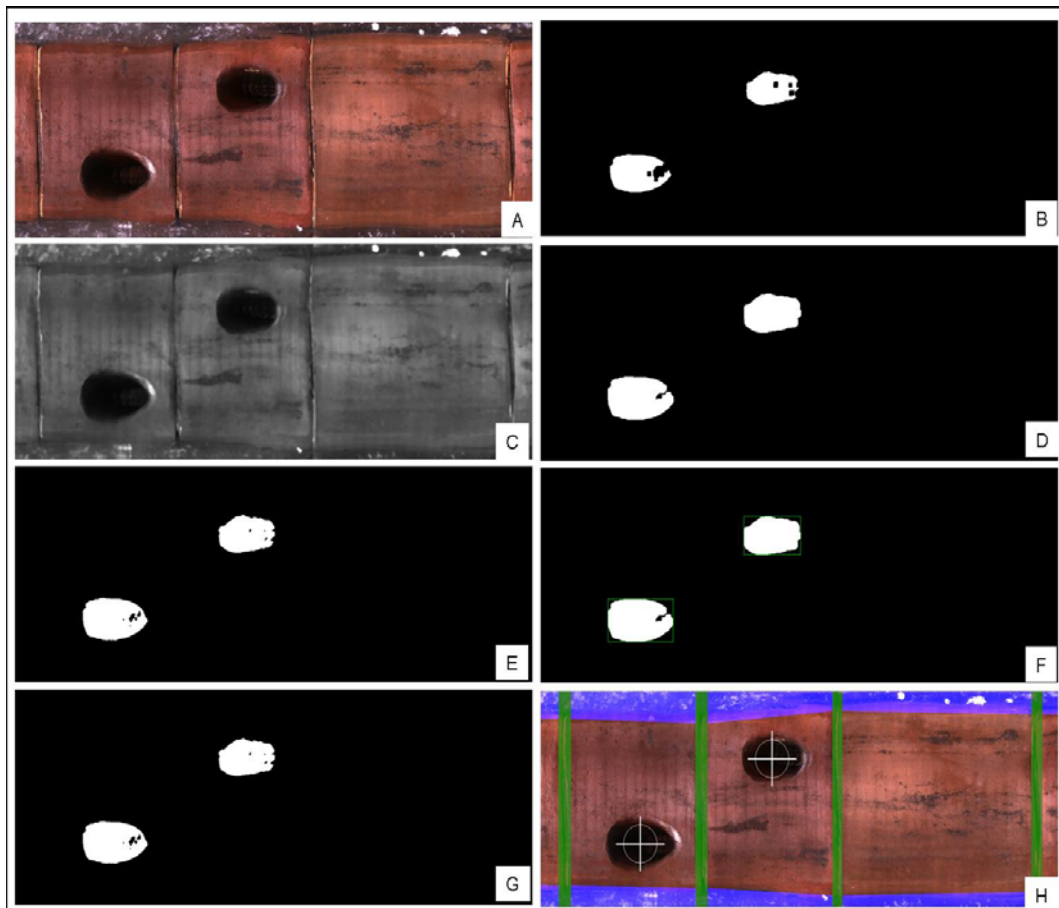


Bild 3-26: Qualitatives Ergebnis der erkannten Anschlüsse bei Binarisierung und Bounding-Box. A – Eingabebild, B – Graustufenkonvertierung und Medianfilter, C – Binarisierung mit adaptivem Schwellwert, D – Entfernung kleiner Regionen, E – Erosion, F – Dilatation, G – Bounding-Box-Kriterium, H – Ergebnis

Die höchste erreichte Erkennungsrate beträgt 94,72 % in Steinzeug Haltungen bei festem Schwellwert mit einer Präzision von 90,29%. Die Ergebnisse der Erkennung mit adaptivem Schwellwert konnten sich jedoch nicht durchsetzen im Bezug auf die Ergebnisse bei festem Schwellwert. Die höchste Erkennungsrate hier beträgt 87,92% bei einer Präzision von 76,14% (siehe Tabellen 3-6, 3-7, 3-8). Die beste Laufzeit wird auch wieder erreicht, wenn man mit festem Schwellwert arbeitet.



Tabelle 3-6: Quantitative Ergebnisse: Adaptiver Schwellwert im Rotkanal (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
Training (66)	1.000	87.920	76.140	81.610	3.720
STZ (378)	1.000	59.980	50.240	54.680	3.140
STZ (378)	1.000	61.680	48.340	54.200	3.070
STZ (378)	1.000	52.260	54.840	53.520	3.050
STZ (378)	1.000	62.900	45.500	52.810	3.110
STZ (378)	1.000	62.990	44.540	52.180	3.030
STZ (378)	1.000	63.280	43.020	51.220	3.080
STZ (378)	1.000	63.560	42.210	50.730	3.140
STZ (378)	1.000	56.780	45.540	50.540	3.210
STZ (378)	1.000	64.120	41.220	50.180	3.170
STZ (378)	1.000	57.530	44.340	50.080	3.100
STZ (378)	1.000	57.160	43.230	49.230	3.010
STZ (378)	1.000	55.370	42.360	48.000	3.160
STZ (378)	1.000	58.950	42.010	49.060	3.200

Tabelle 3-7: Quantitative Ergebnisse: Fester Schwellwert in allen 3 Kanälen (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	90.570	80.000	84.960	2.500
B(76)	1.000	57.460	58.100	57.780	0.920
B(76)	0.500	48.070	49.150	48.600	0.200
B(76)	0.250	39.230	48.970	43.560	0.050
B(76)	0.125	56.910	57.220	57.060	0.010
PEHD(38)	1.000	33.330	82.350	47.460	1.550
PEHD(38)	0.500	33.330	77.780	46.670	0.320
PEHD(38)	0.250	33.330	77.780	46.670	0.070
PEHD(38)	0.125	33.330	82.350	47.460	0.020

Tabelle 3-8: Quantitative Ergebnisse: Fester Schwellwert in Rotkanal (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	94.720	90.290	92.450	2.320
STZ(66)	0.500	89.810	91.540	90.760	0.510
STZ(66)	0.250	89.430	88.760	89.100	0.120
STZ(66)	0.125	88.680	89.350	89.020	0.030
STZ(379)	1.000	59.740	50.840	54.930	2.310
STZ(379)	0.500	59.550	47.100	52.600	0.440
STZ(379)	0.250	52.870	46.830	49.670	0.110
STZ(379)	0.125	45.720	50.570	48.020	0.030

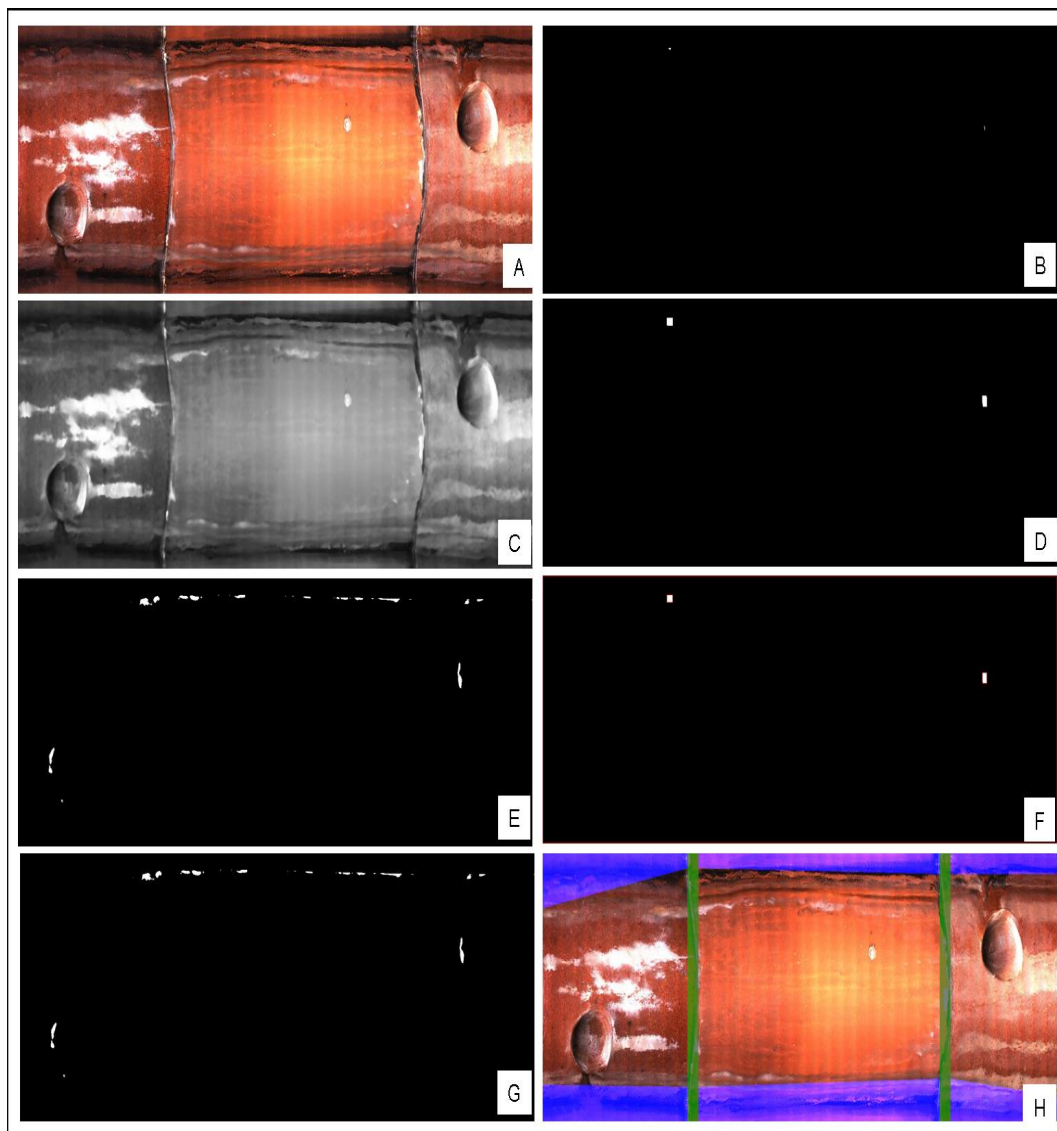


Bild 3-27: Qualitatives Ergebnis. Problem bei der Anschlusserkennung mit Binarisierung und Bounding-Box Kriterium

Durch weitere, ausführliche Untersuchungen der qualitativen Ergebnisse im Bild 3-27, konnte festgestellt werden, dass dieser Algorithmus nur für die Erkennung dunkler Anschlüsse zuverlässig ist; helle Anschlüsse werden oft nicht erkannt.

### Anschlusserkennung durch Binarisierung und Flächenkriterium

Dieser Algorithmus läuft ähnlich wie die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box-Kriterium mit dem einzigen Unterschied beim Validierungskriterium, wobei Regionen mit passender Fläche als Anschlüsse erkannt werden. Das Flussdiagramm für diese Methode ist in Bild 3-28 gezeigt.

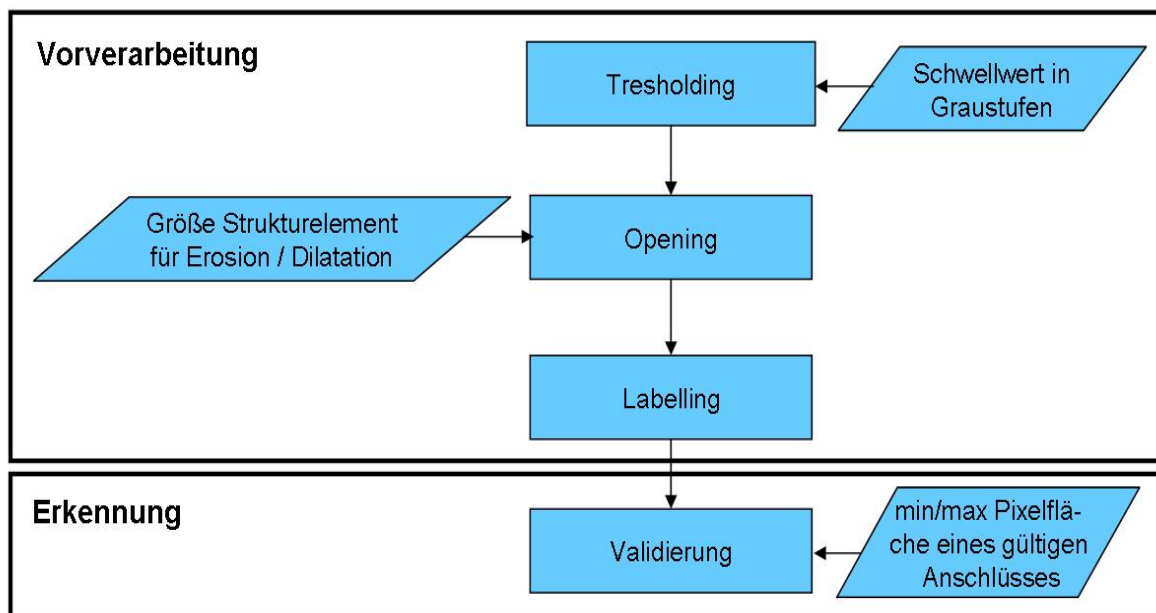


Bild 3-28: Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Binarisierung und Flächenkriterium.

### (1) Binarisierung

Gemäß der Hypothese, dass Anschlüsse meist als dunkle Strukturen im Eingabebild erkennbar sind, wird das Eingabebild zunächst binarisiert.

### (2) Opening

Unbedeutende Strukturen im Bild werden durch ein Opening entfernt.

### (3) Labelling

Zusammenhängende Regionen im Eingabebild werden identifiziert.

### (4) Validierung

Regionen werden dann als Anschlüsse registriert, wenn ihre Fläche gewisse Größenkriterien erfüllt.

Die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Flächenkriterium liefert Ergebnisse, die das gleiche Problem wie die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box Kriterium aufweisen.

## Anschlusserkennung durch Hough-Transformation

In der Vorgehensweise dieser Methode, werden Ellipsen in Kantenbildern gesucht (siehe Bild 3-29).

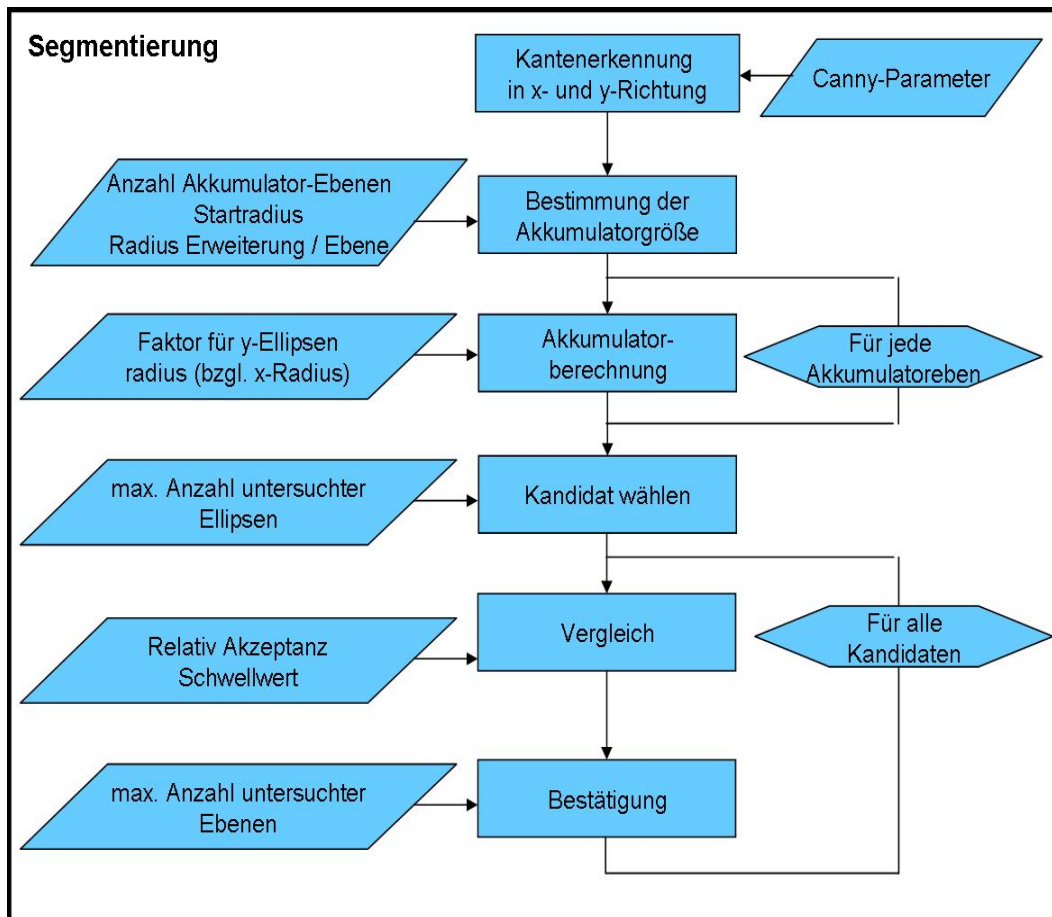


Bild 3-29: Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse durch Hough-Transformation

### (1) Kantenerkennung in x- und y-Richtungen

Gemäß der Hypothese, dass Anschlüsse meist als dunkle Strukturen im Eingabebild zu erkennen sind, wird das Eingabebild zunächst binarisiert.

### (2) Bestimmung der Akkumulatorgroße

Ein dreidimensionaler Akkumulator wird zur Erkennung von Ellipsen eingesetzt. Der Ellipsenradius in x-Richtung wird abhängig von dem in y-Richtung definiert, woraus sich eine Ersparnis von einer Dimension ergibt. Auf x- und y-Achsen des Parameterraumes werden die x- und y-Positionen der Ellipsenmittelpunkte gelegt. Auf die z-Achse fällt der Radius in y-Richtung. Der Wertebereich für die x- und y-Achsen des Parameterraums wird durch die

Bildgröße bestimmt. Der Wertebereich für die z-Achse, also werden die durchlaufenen Radien über Verfahrensparameter bestimmt.

### (3) Kandidat wählen

Die Akkumulatorzellen mit dem größten Wert stehen als Lösungskandidaten zur Verfügung.

### (4) Bestätigung

Ein Anschluss wird dann angenommen, wenn auch in anderen Akkumulatorebenen Hinweise auf einen Anschluss existieren (siehe Bild 3-30).

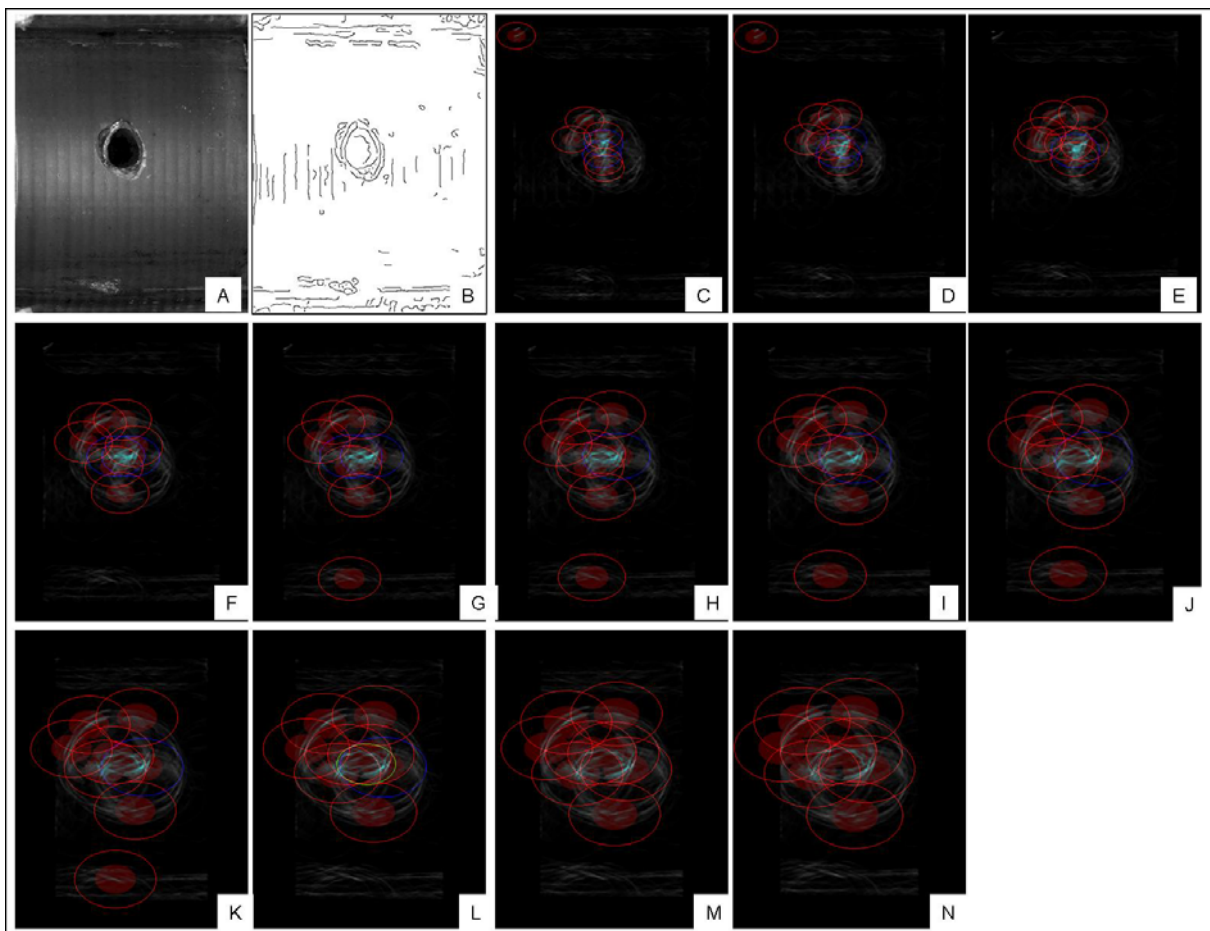


Bild 3-30: Verarbeitungsschritte der Anschlusserkennung durch Hough-Transformation. A – Originalbild, B – Kantenerkennung, C – Akkumulatorebene 1, D – Akkumulatorebene 2, E – Akkumulatorebene 3, F – Akkumulatorebene 4, G – Akkumulatorebene 5, H – Akkumulatorebene 6, I – Akkumulatorebene 7, J – Akkumulatorebene 8, K – Akkumulatorebene 9, L – Akkumulatorebene 10, M – Akkumulatorebene 11, N – Akkumulatorebene 12



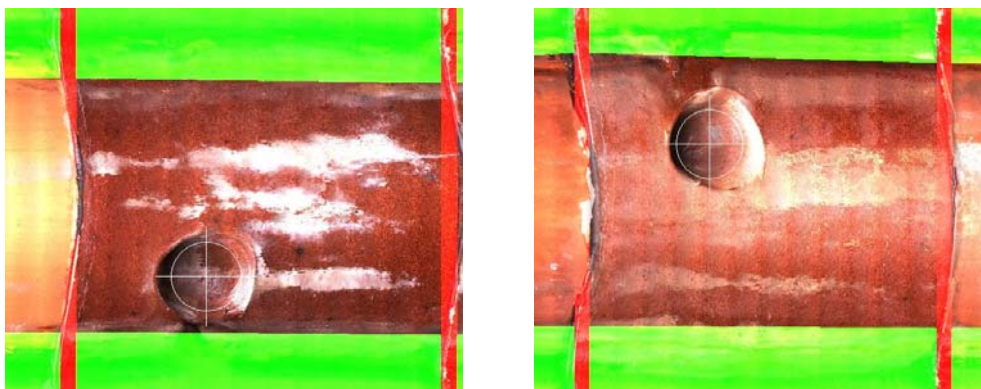


Bild 3-31: Qualitative Ergebnisse: Detektion heller Anschlüsse

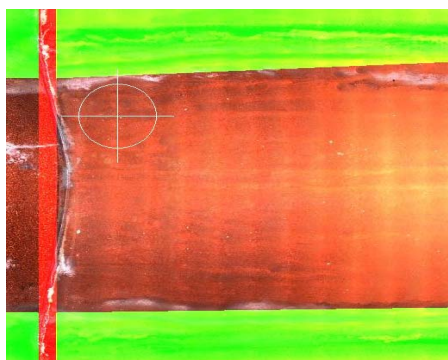


Bild 3-32: Qualitative Ergebnisse: falsch positive Anschlussdetektion (hohe Sensibilität des Algorithmus für Kanten)

Mit den qualitativen Ergebnissen im Bild 3-31 und Bild 3-32 wird deutlich, dass auch helle Anschlüsse, die durch Reflektionen an der abzweigenden Rohrwand entstehen, erkannt werden können.

Tabelle 3-9: Quantitative Ergebnisse: Anschlusserkennung durch Hough-Transformation (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	86.420	35.730	50.550	70.940
STZ(66)	0.500	94.720	32.350	48.220	15.650
STZ(66)	0.250	96.980	17.070	29.020	8.760
STZ(66)	0.125	NA	NA	NA	NA
STZ(378)	1.000	98.310	33.700	50.190	80.580
STZ(378)	0.500	89.090	22.900	36.430	9.370
STZ(378)	0.250	91.350	8.520	15.580	1.780
STZ(378)	0.125	N/A	N/A	N/A	N/A
B(76)	1.000	72.380	40.430	51.880	27.080
B(76)	0.500	65.750	20.380	31.110	2.820
B(76)	0.250	71.270	6.190	11.390	0.510
B(76)	0.125	NA	NA	NA	NA

Laut der quantitativen Auswertung wird die höchste Erkennungsrate 98,31% bei der Untersuchung von Steinzeughaltungen mit einer schwachen Präzision von 33,7% und langen Laufzeiten erreicht.

### Anschlusserkennung mit hybridem Ansatz

Die Anschlusserkennung mit hybridem Ansatz funktioniert wie folgt. Die Kandidatensuche erfolgt mit der Binarisierung und die Validierung der Kandidaten wird mit dem Hough-basierten Algorithmus durchgeführt (siehe Bild 3-33).

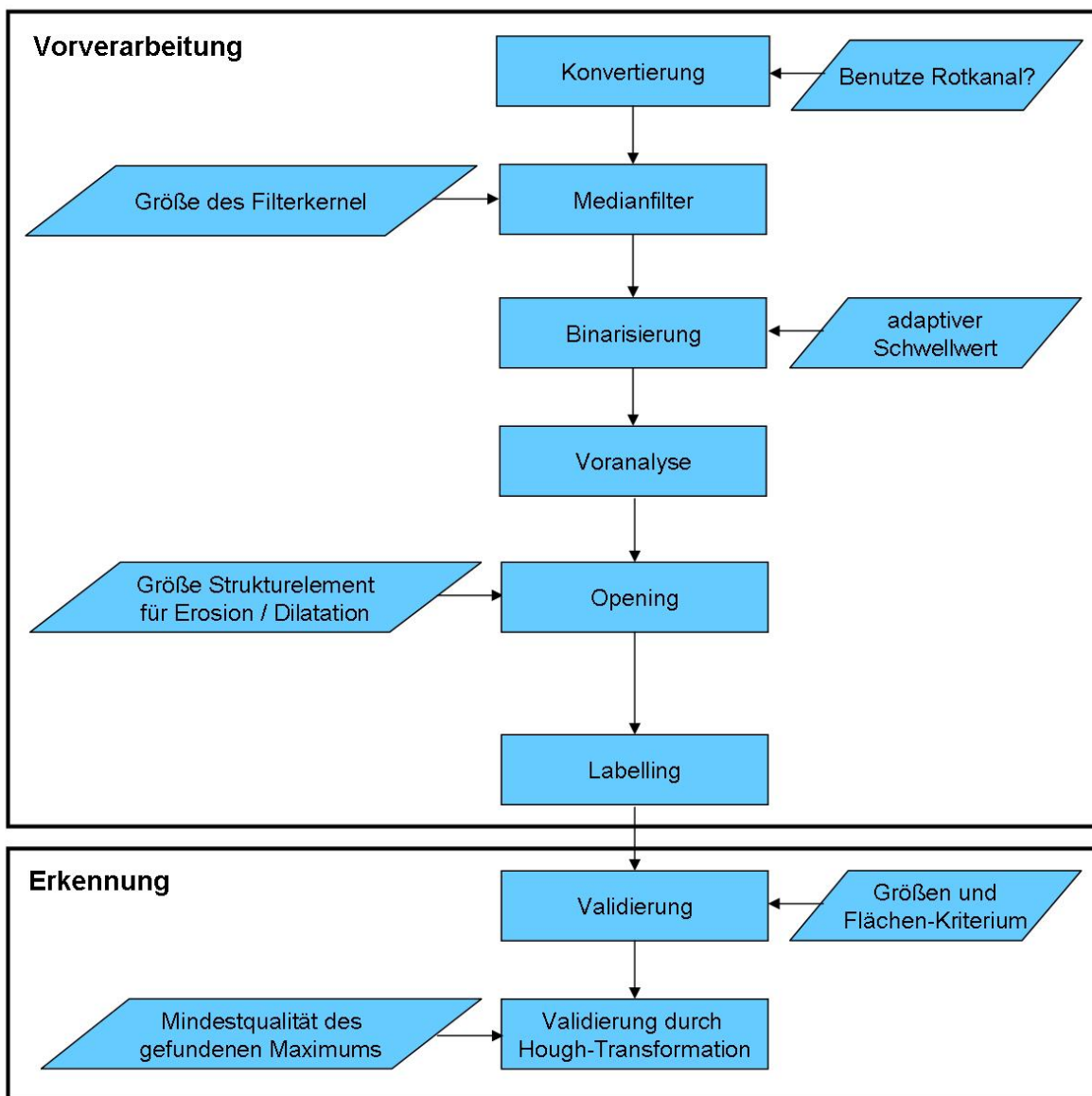


Bild 3-33: Flussdiagramm für die Erkennung der Anschlüsse mit Hybridem Ansatz



### **(1) Konvertierung**

Das Eingabebild wird in ein Grauwertbild konvertiert. Dies geschieht entweder durch Mittelung aller Kanäle oder durch ausschließliche Verwendung des Rotkanals.

### **(2) Medianfilter**

Medianfilterung zur Homogenisierung großflächiger Bereiche.

### **(3) Binarisierung**

Gemäß der Hypothese, dass Anschlüsse meist als dunkle Strukturen im Eingabebild zu erkennen sind, wird das Eingabebild zunächst binarisiert.

### **(4) Voranalyse**

Großflächige, zusammenhängende Regionen werden aus dem Binärbild entfernt. Es wird zunächst mit einem 5x5 Strukturelement dilatiert und anschließend ein Labelling durchgeführt. Zu große Regionen werden detektiert und von der weiteren Analyse ausgeschlossen.

### **(5) Opening**

Unbedeutende Strukturen im Bild werden durch ein Opening entfernt.

### **(6) Labelling**

Verbundene Strukturen werden vom Algorithmus detektiert und als ein Objekt zusammengefasst.

### **(7) Validierung**

Regionen werden dann als Anschlüsse registriert, wenn ihre Bounding-Box gewisse Größenkriterien erfüllt.

### **(8) Validierung durch Hough-Transformation**

Für jede im vorigen Abschnitt validierte Anschlussregion wird in einem festen Umkreis der Akkumulator einer Hough-Transformation für Ellipsen berechnet. Eine Schwellwertbildung über das Verhältnis des Maximums zum Durchschnitt bestimmt das Validierungsergebnis dieser Stufe (siehe Bild 3-34).

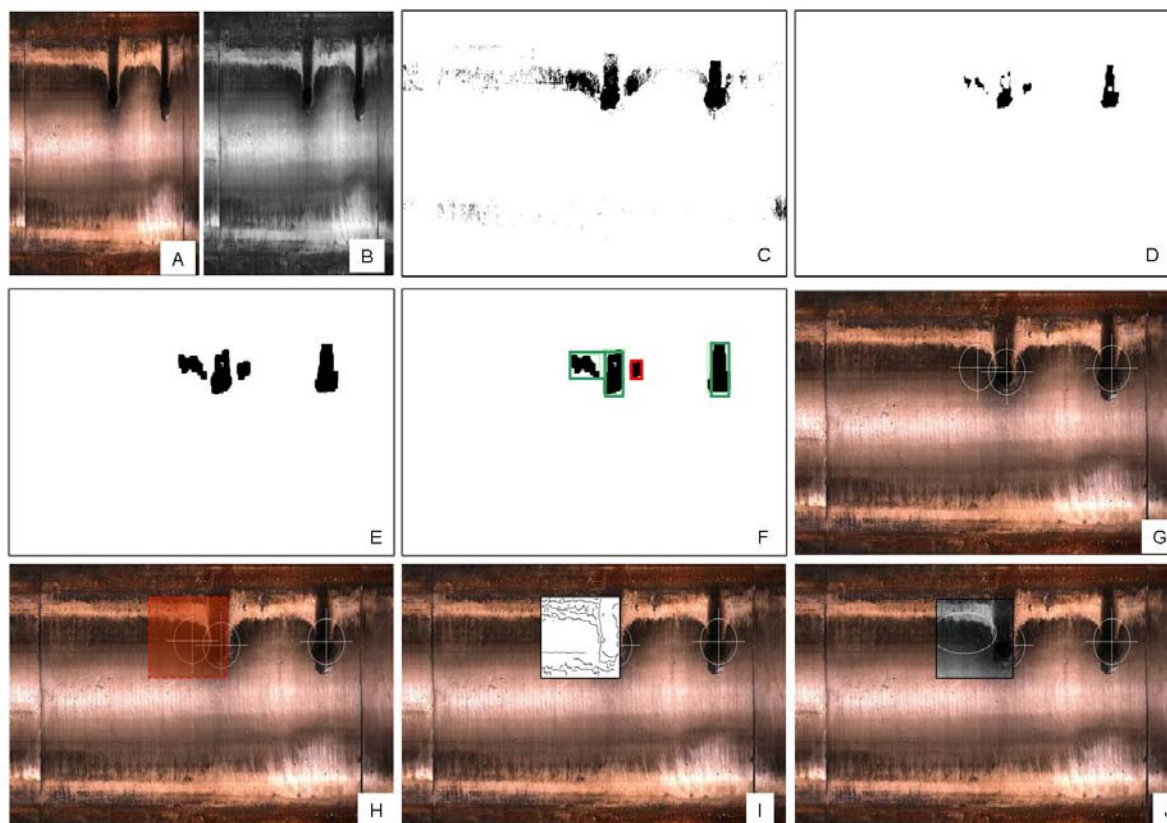


Bild 3-34: Verarbeitungsschritte: Anschlusserkennung durch hybrider Ansatz. A – Originalbild, B – 8-Bit Grauwertbild, C – Schwellwertbildung, D – Erosion, E – Dilatation, F – Labelling inklusive falsch positivem Befund, G – Resultat, H – ROI der Plausibilitätsprüfung mit Hough-Transformation, I – Kantenbild, J – Visualisierung der Best-Matching-Ellipse, die zum Ausschluss des falsch-positiven Befundes dient

Tabelle 3-10: Quantitative Ergebnisse: Anschlusserkennung mit hybridem Ansatz (Laufzeit in Sekunden)

Korpus	Skalierung	Recall	Precision	F-Measure	Laufzeit
STZ(66)	1.000	80.000	92.980	86.000	2.670

## Fazit

Durch die sequentielle Kombination kann der hohe Recall des Hough-Ansatzes mit der hohen Precision des Binarisierungsansatzes verbunden werden.

Der hybride Ansatz stellt einen guten Kompromiss zwischen Laufzeit und Detektionsrate dar. Allerdings kann die grundsätzliche Problematik nicht gänzlich überwunden werden, nämlich dass die Ausprägung der Bildmuster, wie sie durch Anschlüsse in dem von uns zugrunde gelegten repräsentativen Datenmaterial hervorgerufen wird, in der täglichen Routine nicht mit einem einfachen Ansatz für alle Haltungen und Haltungsarten in hinreichender Güte zu errei-

chen sein wird. Die Berücksichtigung des Haltungsdurchmessers und weiterer Meta-Information muss hier erfolgen, um die Ergebnisse weiter verbessern zu können.

### 3.2.3.4 Schachterkennung

Schächte werden in der Regel als dunkle schwarze rechteckige Fläche erfasst, die von der weiteren Analyse auszublenden sind, um falsch positive Ansprachen anderer Algorithmen zu vermeiden.

Die Anzahl der „dunklen“ Pixel einer Bildspalte wird hierzu erfasst. Bei einer Schwellwert-überschreitung wird der Bereich eliminiert. Dies ist in Bild 3-41 veranschaulicht.

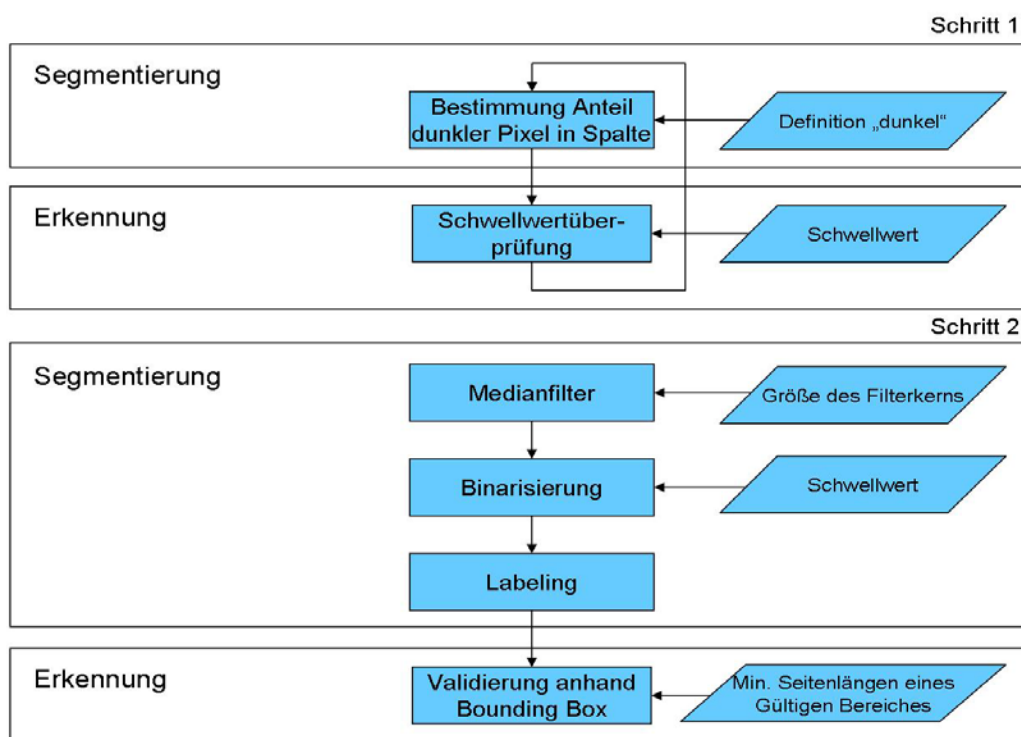


Bild 3-35: Flussdiagramm der Schachterkennung

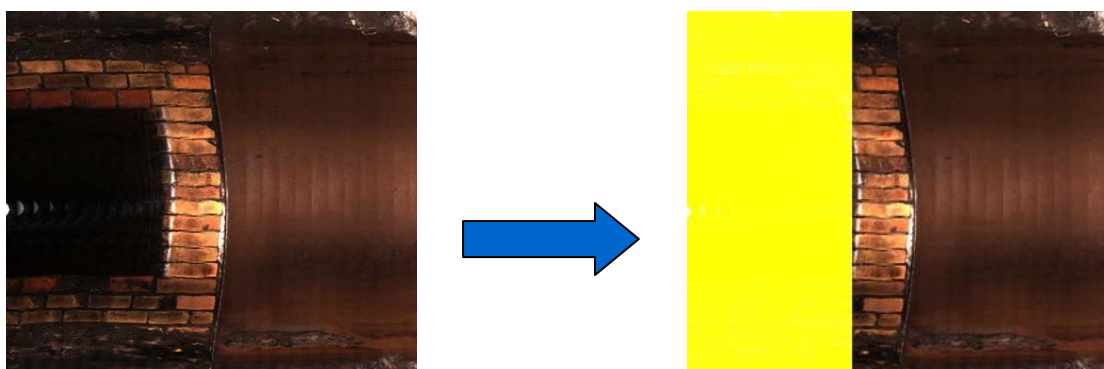


Bild 3-36: Qualitative Bewertung: Schachterkennung

Die Erkennungsleistung ist für alle optischen Randbedingungen gut, d.h. die Schächte werden mit dieser einfachen aber effizienten Heuristik robust in allen relevanten Materialien und Geometrien gefunden. Eine quantitative Statistik kann aber nicht angegeben werden, weil die Geometrien der Schächte in der Ground-Truth nicht referenziert sind.

### 3.2.3.5 Erkennung schadensfreier Bereiche

Die Erkennung schadensfreier Bereiche basiert auf einer vorangegangenen Erkennung der Muffen-, Fließspur-, Anschluss- und Schachtpositionen, die von der weiteren Analyse ausgeschlossen werden. Weiterhin werden schadensfreie Bereiche indirekt gefunden: es wird mit verschiedenen Verfahren und Algorithmen nach optischen Auffälligkeiten gesucht, und Hal-tungssegmente, in denen keinerlei Auffälligkeiten manifestiert wurden, werden als schadensfrei angenommen.

#### Auffälligkeitserkennung segmentweise durch Entropie-Filter

Die Entropie ist ein Maß aus der Nachrichtentechnik, dass die Vorhersagbarkeit einer Signalquelle quantifiziert: je unvorhersagbarer (zufälliger) das Ereignis, desto höher die Entropie. Übertragen auf Bilder bedeutet dies, dass das plötzliche Auftreten von Rissen, Brüchen oder sonstigen Strukturen zu einer lokal erhöhten Entropie führen. Dies wird im folgenden ausgenutzt.

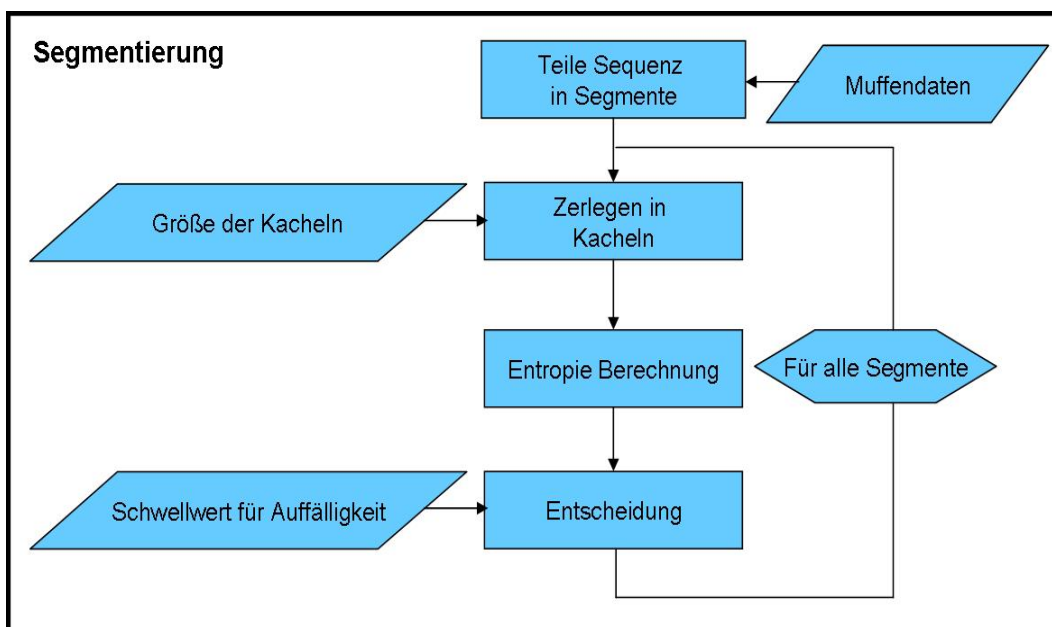


Bild 3-37: Flussdiagramm für die Erkennung der Auffälligkeiten mit Entropie-Filter

### (1) Teile Sequenz in Segmente

Die Feature-Maske wird auf vorhandene Muffendaten überprüft. Sind Muffendaten vorhanden, werden sie genutzt, um das Haltungsbild an den Muffen in Segmente zu teilen. Dabei entsteht eine Anzahl an Segmenten, die um 1 größer ist, als die Anzahl der verzeichneten Muffen. Sind keine Muffendaten vorhanden, wird das gesamte Bild als ein Segment behandelt.

### (2) Zerlegen in Kacheln

Jedes Segmentbild wird in Kacheln zerlegt. Dazu wird zunächst eine etwaig detektierte Fließspur extrahiert. Der übriggebliebene Bereich wird dann gekachelt.

### (3) Entropie-Berechnung

Für jede Kachel wird nun die Entropie der durch sie definierten Fläche berechnet.

### (4) Entscheidung

Die Entropie jeder Kachel wird nun mit einem Schwellwert verglichen. Liegt der Entropiewert der Kachel über dem Schwellwert, wird die Kachel als Auffälligkeit markiert. (Bild 3-44)

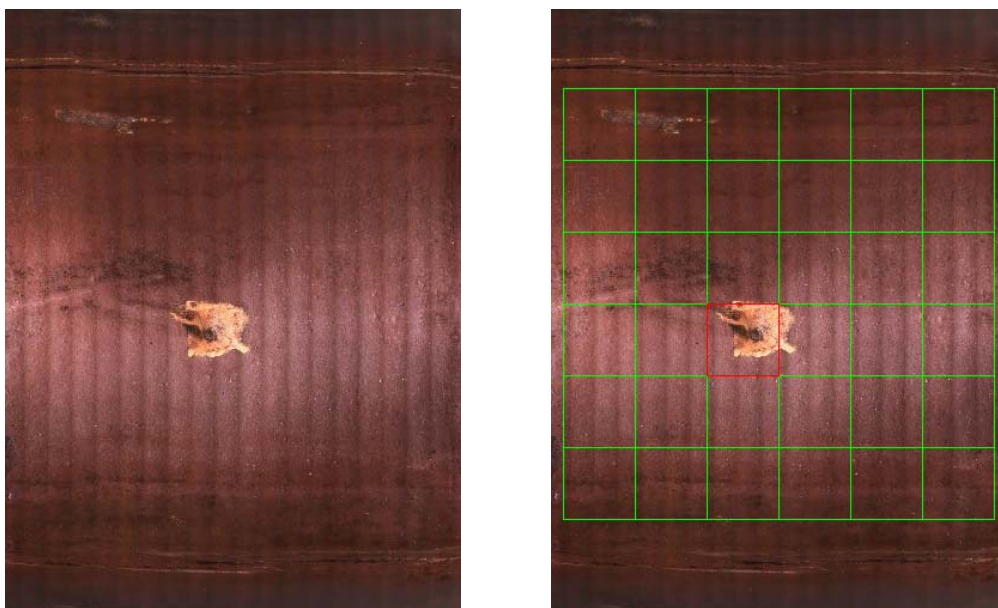


Bild 3-38: Links: Originalbild, rechts: Kachelung und Entropieberechnung



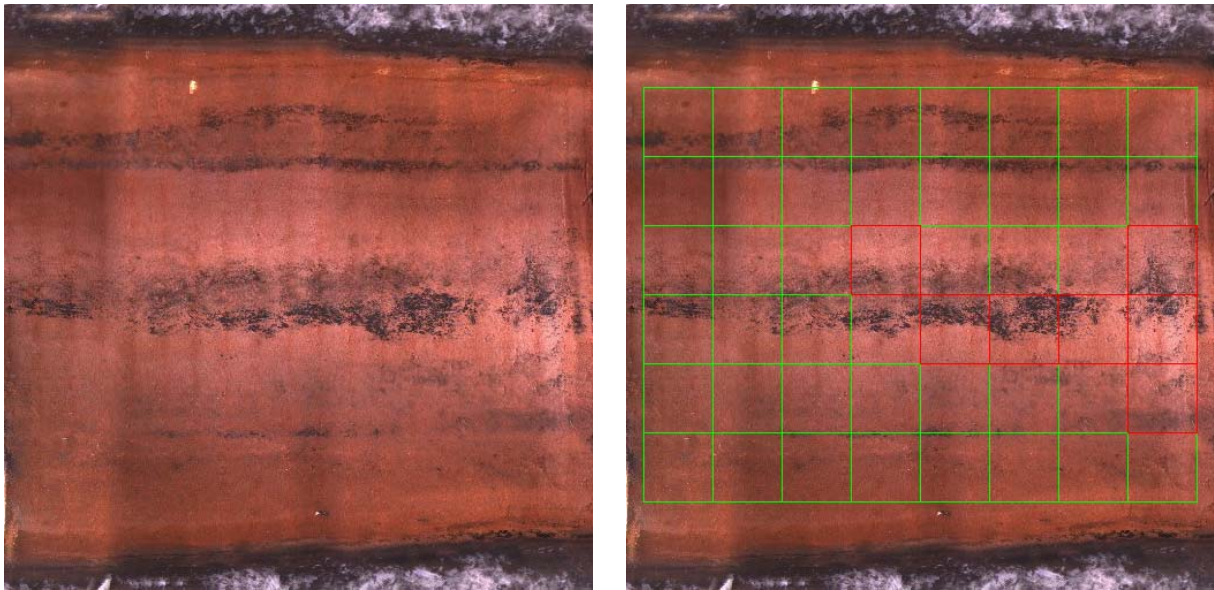


Bild 3-39: Qualitätsergebnisse für die Auffälligkeitserkennung segmentsweise durch Entropie-Filter

Eine qualitative Auswertung dieser Methode hat ergeben, dass die Sensibilität nur schwer zu kontrollieren ist. Die optischen Erscheinungen der Rohrwände in dem umfangreichen Datenbestand erlauben keine Einstellung des Filters, der ohne weitere Parametrierung auf alle Haltungen einer Werkstofffamilie anwendbar wäre. Allerdings kann das Entropiefilter durchaus als Komponente einer vektorbasierten Klassifikation eingesetzt werden.

### **Auffälligkeitserkennung durch Kantenlängenanalyse**

Schäden sind oft linienförmige Strukturen oder Regionen mit scharfen Grenzen. Die folgende Methode führt die Erkennung der Schäden durch Analyse von Kantenlängen durch. Für die Erkennung von schadensfreien Bereichen außerhalb von Muffen, Anschlüssen und der Fließspur wird ein kantenbasierter Ansatz durchgeführt. Das Ablaufdiagramm dieser Methode ist in Bild 3-46 dargestellt.



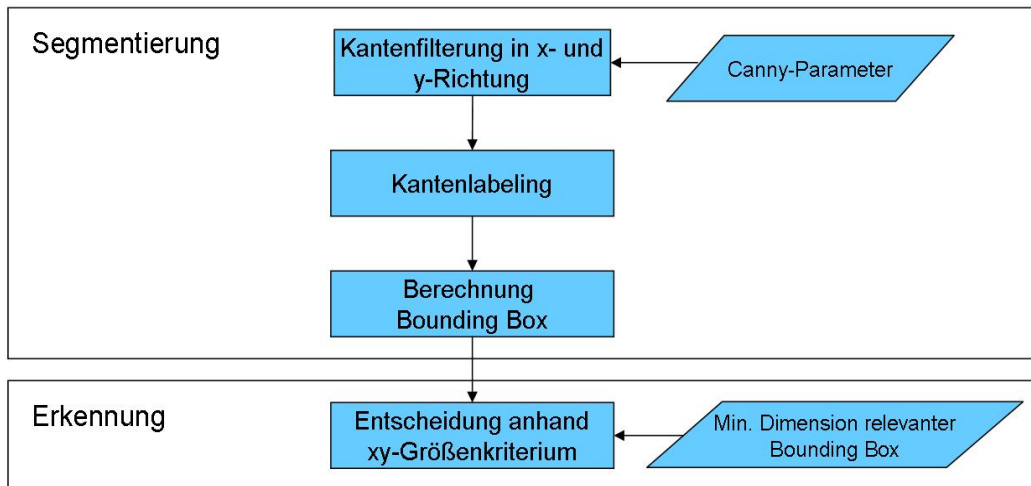


Bild 3-40: Flussdiagramm der Auffälligkeitserkennung durch Kantenlängenanalyse

Kanten werden erstmal sowohl in x- als auch in y-Richtung detektiert. Nach Labeling und Berechnung der Bounding-Box wird anhand des xy-Größenkriteriums entschieden, ob eine Kante vorliegt oder nicht. Das heißt nach Durchführung dieses Algorithmus werden Objekte mit deutlichen Kanten und solche mit größeren Kantenlängen lokalisiert.

### Symmetrieanalyse

In schadensfreien Haltungen ist eine Achsensymmetrie vorhanden, die durch Risse oder andere optische Auffälligkeiten gestört wird. Von daher kann eine Detektion von schadensfreien Bereichen auch durch die Untersuchung der Achsensymmetrie erreicht werden (siehe Bild 3-38).

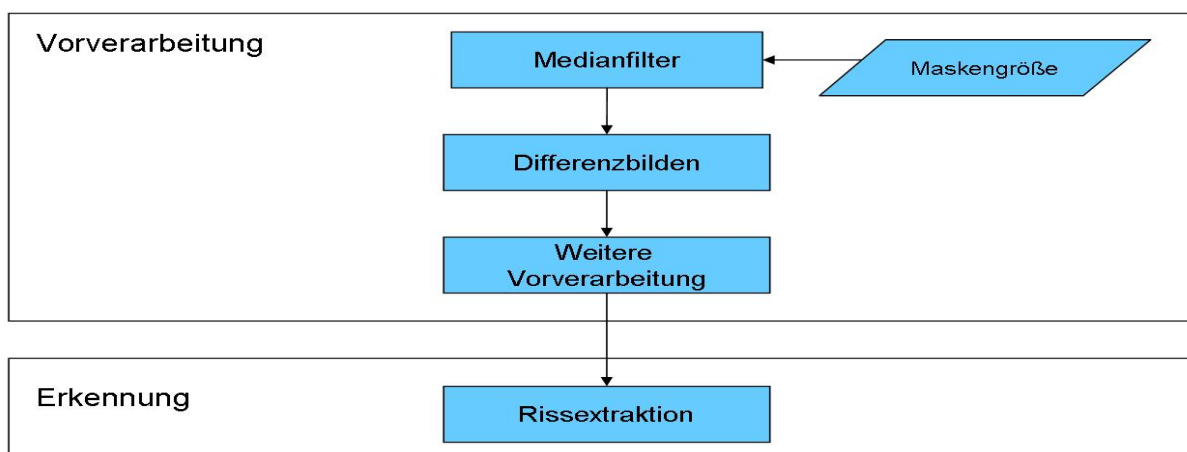


Bild 3-41: Flussdiagramm der Rissdetektion durch Symmetrie

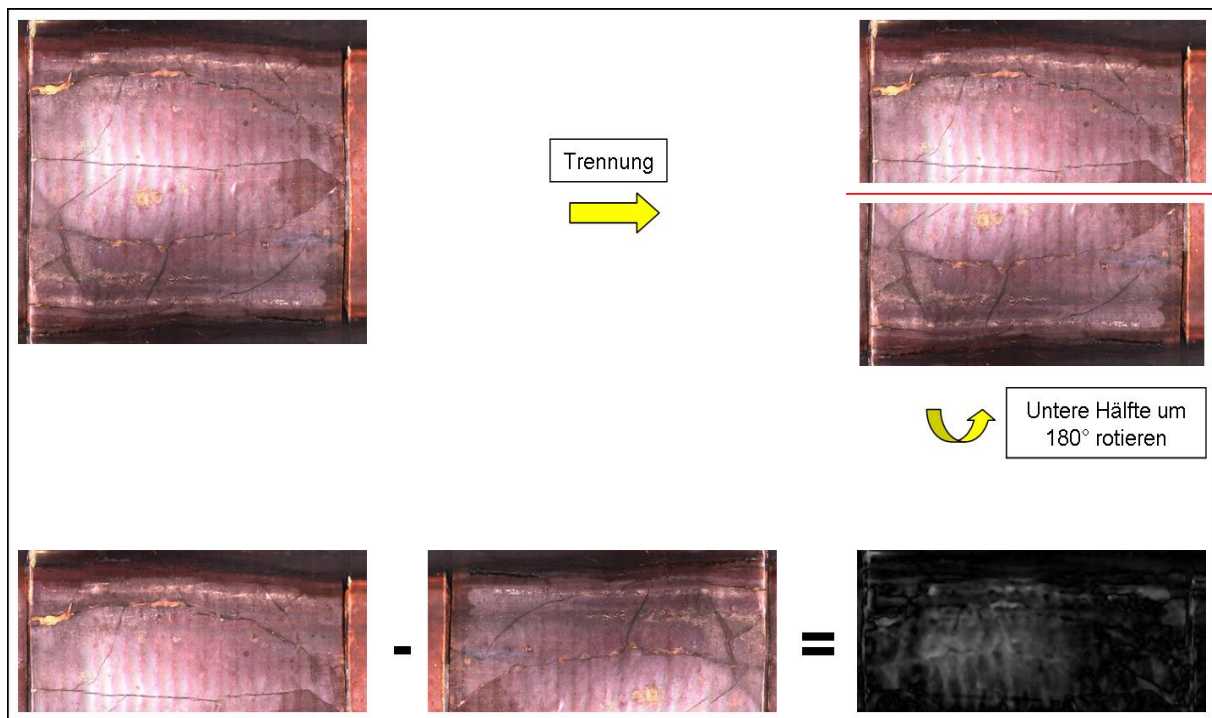


Bild 3-42: Verarbeitungsschritte der Rissdetektion durch Symmetrie

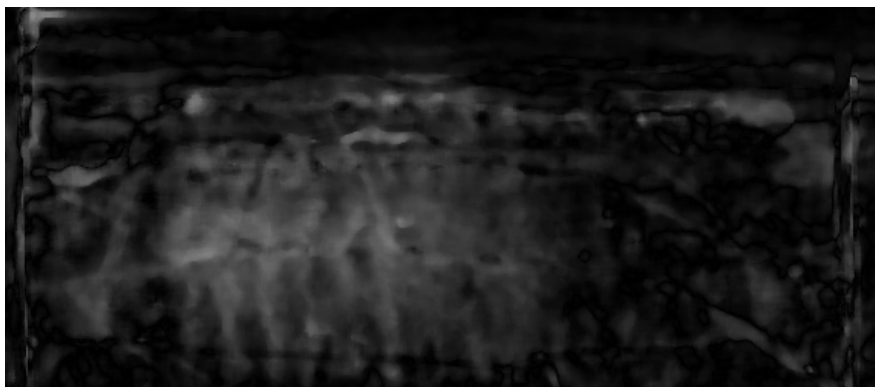


Bild 3-43: Qualitatives Ergebnis der Rissdetektion durch Symmetrie: keine deutliche optische Verbesserung für Risse

Die Verarbeitungsschritte sind im Bild 3-34 dargestellt. Bei detaillierter Betrachtung des qualitativen Ergebnis in Bild 3-39 wird deutlich, dass dieser Ansatz auf die breite Variabilität der gesammelten Bilddaten nicht hinreichend robust anwendbar sein wird. Beispielsweise wird der Riss in Abbildung 3-39 nicht hinreichend verstärkt.

### 3.2.3.6 Rissdetektion

Eine Rissdetektion kann – wie im vorigen Abschnitt beschrieben – als Komponente zur Erkennung schadensfreier Bereiche eingesetzt werden, oder auch als individueller Algorithmus zur Lokalisation bestimmter Schadensmuster dienen.

Als Basis wurde das von Iyer und Sinha publizierte Verfahren zugrunde gelegt (Iyer & Sinha, 2006). Die Erkennung von Rissen erfolgt zunächst durch eine Vorverarbeitung zur Rausch-entfernung; danach werden die Kanten durch morphologische Operationen mit linienförmigen Strukturelementen lokalisiert.

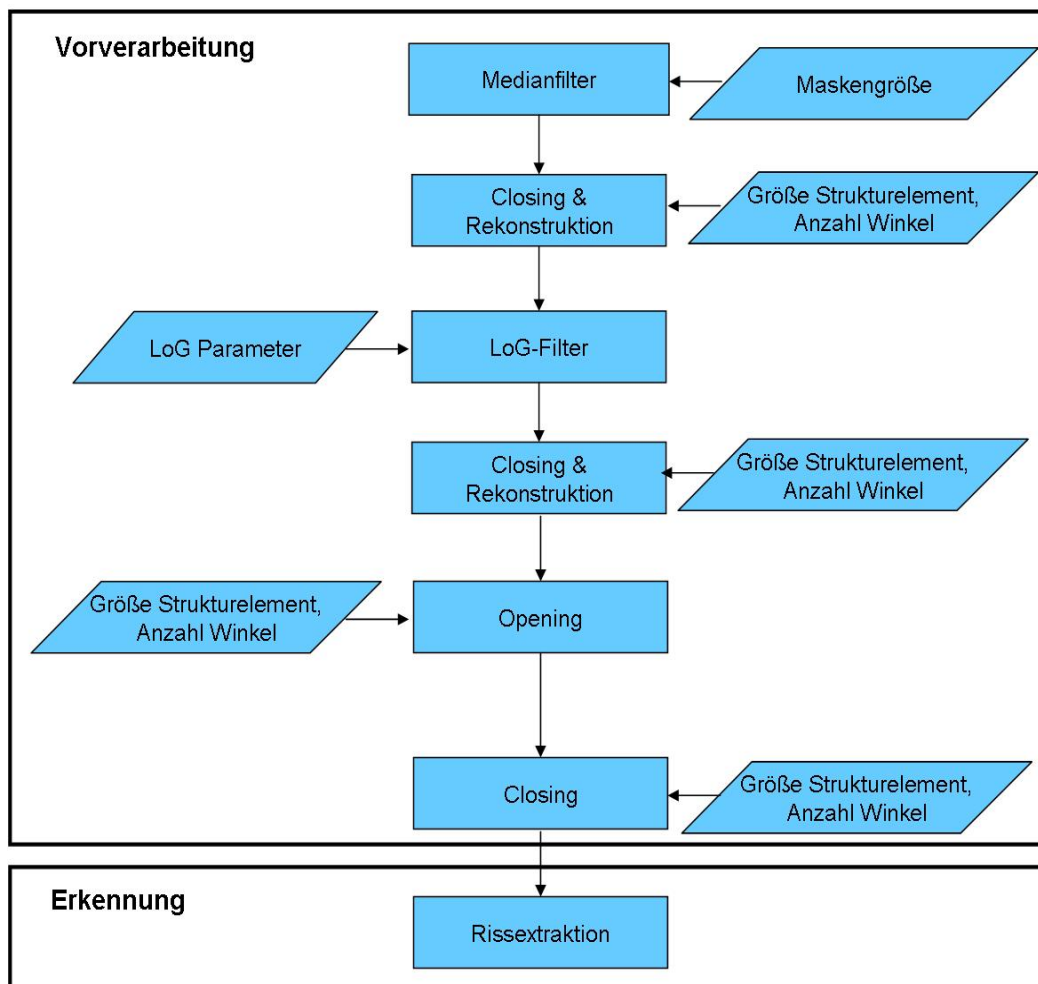


Bild 3-44: Flussdiagramm für die Rissdetektion nach der Methode von Iyer und Sinha

### (1) Medianfilter

Das Eingabebild wird Median-gefiltert. Anschließend wird das Minimum aus Original und Median-gefiltertem Bild gebildet. Dieser Prozess wird für jeden Farbkanal getrennt durchgeführt.

### (2) Closing und Rekonstruktion

Analog zum Opening spricht man in der Binärbildverarbeitung von Closing, wenn erst eine Dilatation und dann die Erosion durchgeführt werden. Mit dieser Reihenfolge der Grundoperationen werden Löcher im Segment geschlossen, die Randkurve geglättete, und die Fläche

des Segmentes wird im Wesentlichen beibehalten. Morphologische Operationen lassen sich auch auf Grauwertbildern definieren. In diesem Verarbeitungsschritt wird zunächst das Median-gefilterte Bild in ein Grauwertbild bild konvertiert. Dann werden Closings

mit einer Anzahl verschiedener Linienmasken durchgeführt. Aus allen durchgeführten Closings wird das Minimum gebildet und hinsichtlich des Median-gefilterten Grauwertbildes rekonstruiert. Durch den morphologischen Rekonstruktionsschritt bleiben die Umrandung des Objektes sowie der Grauwerteverlauf innerhalb des Objektes exakt erhalten.

### **(3) LoG Filterung**

In dem rekonstruierten Bild werden nun Kanten mit einem Laplace-Kernel detektiert.

### **(4) Closing und Rekonstruktion**

Auf dem binären Eingabebild werden erneut Closings mit Linienmasken durchgeführt. Aus allen Closings wird das Minimum ermittelt und anschließend bezüglich des binären Ausgangsbildes rekonstruiert.

### **(5) Opening**

Durch Openings mit Linienmasken wird versucht, Lücken in den dunklen Risskanten zu schließen.

### **(6) Closing**

Im letzten Schritt werden erneut Closings durchgeführt, diesmal jedoch mit Linienmasken doppelter Länge

### **(7) Rissextraktion**

Alle im Bild verbliebenen schwarzen Strukturen werden als Risse erkannt. (Siehe Bild 3-45).

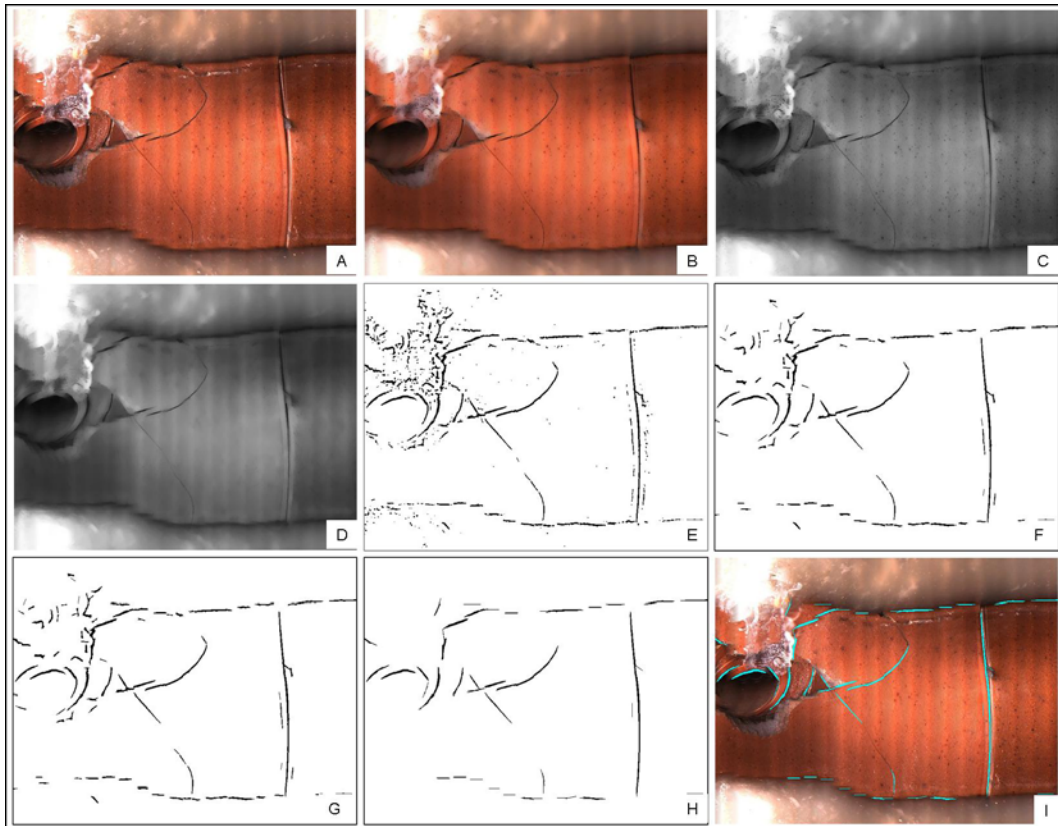


Bild 3-45: Verarbeitungsschritte: Rissdetektion nach Iyer und Sinha. A- Originalbild, B- Medianfilterung, C- Graustufenbild, D- Bild nach dem Closing, E- LoG Filterung, F- Bild nach erneutem Closing, G- Bild nach Opening, H-Bild nach dem finalen Closing I- Ergebnis

Wie in Bild 3-36 dargestellt, können mit der Methode nach Iyer und Sinha dunkle und dicke Rissen erkannt werden. Feine und helle Rissen werden jedoch nicht erkannt. Weiterhin kann es passieren, dass andere dunkle Strukturen als Rissen erkannt werden. Insgesamt konnten die von den Autoren publizierten Ergebnisse auf den umfangreichen Daten des OZEK-Projektes nicht reproduziert werden (vgl. auch Abschnitt 4.1.1).



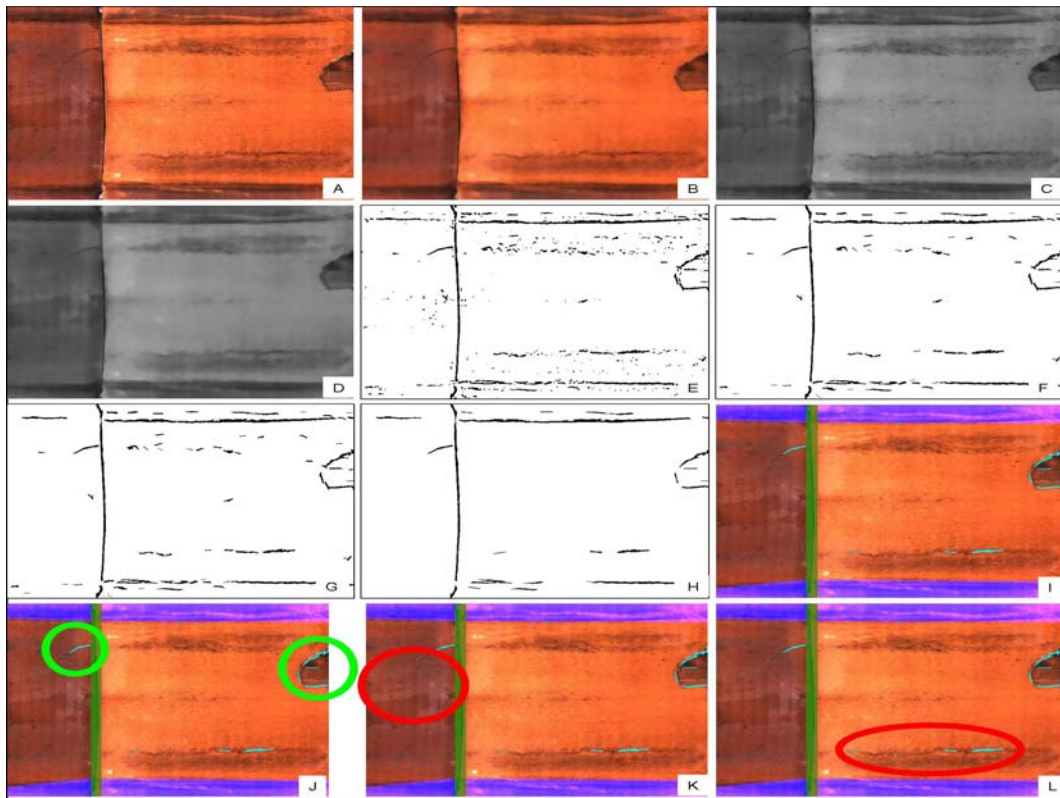


Bild 3-46 : Qualitative Ergebnisse der Rissdetektion nach Iyer und Sinha

### 3.2.4 Klassifikation

#### 3.2.4.1 Muffenklassifikation

Zur Muffenklassifikation erfolgt eine Kantendetektion in vertikaler Richtung. Nach der Eliminierung von langen Kanten beginnt die Erkennungsphase. Nach Erstellung eines Kantenabstandsprofils wird der Median des Kantenabstandes bestimmt. Mit einer Schwellwertbildung wird dann die Entscheidung getroffen.

Das Ablaufschema der Muffenklassifikation ist im Bild 3-47 dargestellt und im Bild 3-48 folgt die exemplarische Visualisierung der verschiedenen Arbeitsschritte.



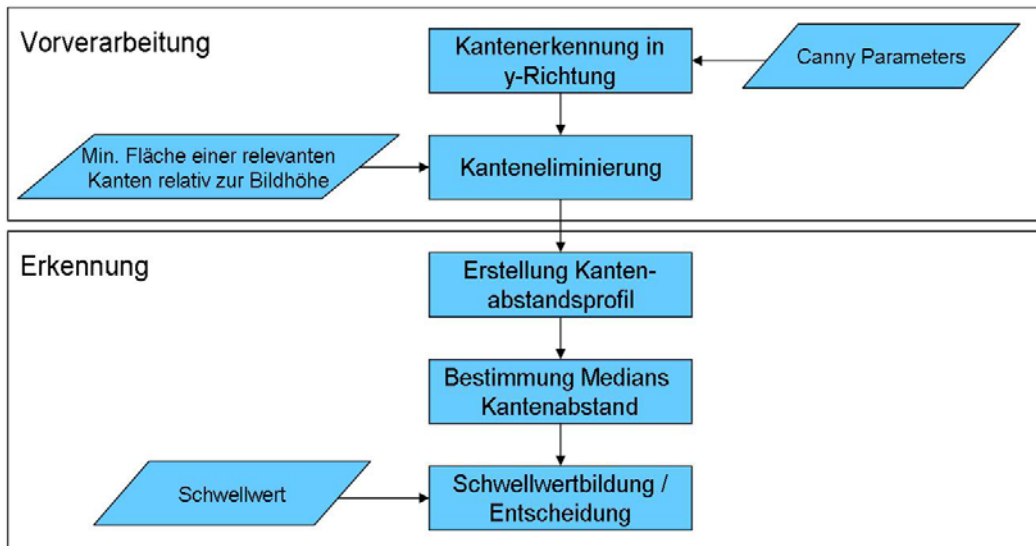


Bild 3-47: Flussdiagramm der Muffenklassifikation

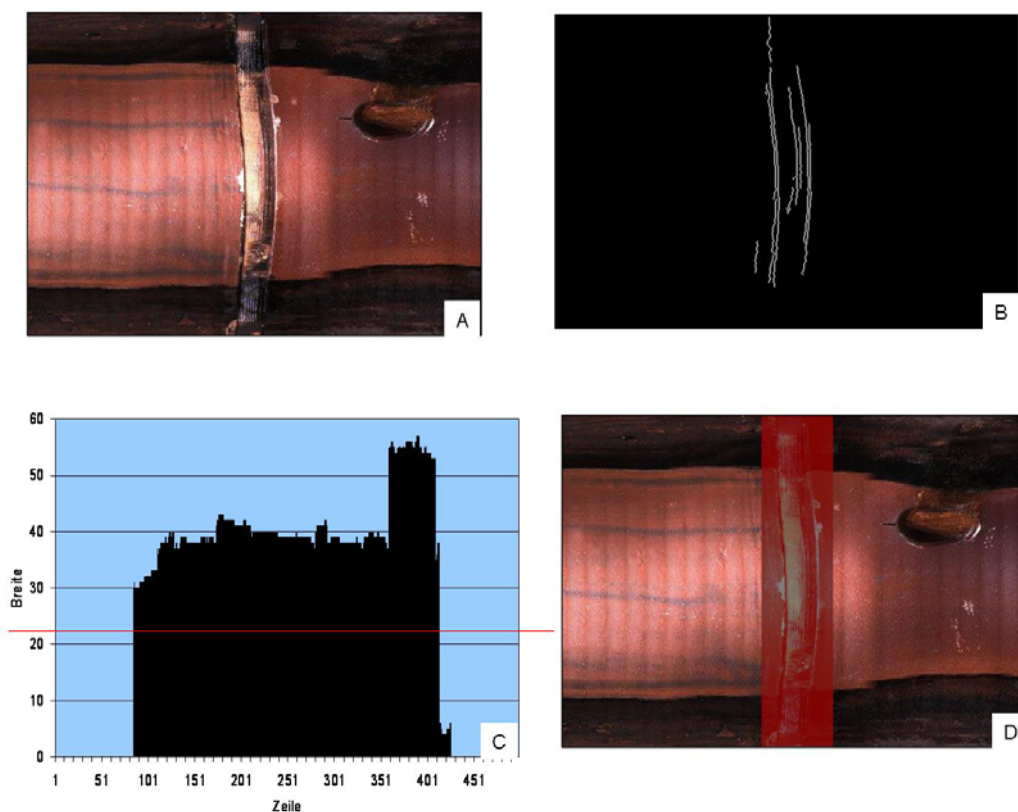


Bild 3-48: Verarbeitungsschritte für die Muffenklassifikation

### 3.2.4.2 Anschluss- bzw. Stutzenklassifikation

Das Ablaufdiagramm zur Anschlussklassifikation ist im Bild 3-49 dargestellt. Die Verarbeitung erfolgt in zwei Phasen:

- *Trainingsphase*: während dieser Phase wird der Klassifikator mit vorklassifizierten Daten trainiert.
- *Erkennungsphase*: während dieser Phase werden - basierend auf dem im Training optimierten Klassifikator - weitere Anschlüsse nach der Nearest-Neighbor-Methode klassifiziert.

Die verschiedenen Verarbeitungsschritte für die Anschlussklassifikation sind in Bild 3-45 aufgeführt. Das Verfahren basiert auf der Scale Invariant Feature Transform (SIFT), einem kürzlich vorgestellten Verfahren zur Merkmalsextraktion, das unabhängig von Rotationen, Skalierungen und Translationen lokale Kontrastmuster in Bildern aufspüren und einander zuordnen kann (Lowe, David G., 2004).

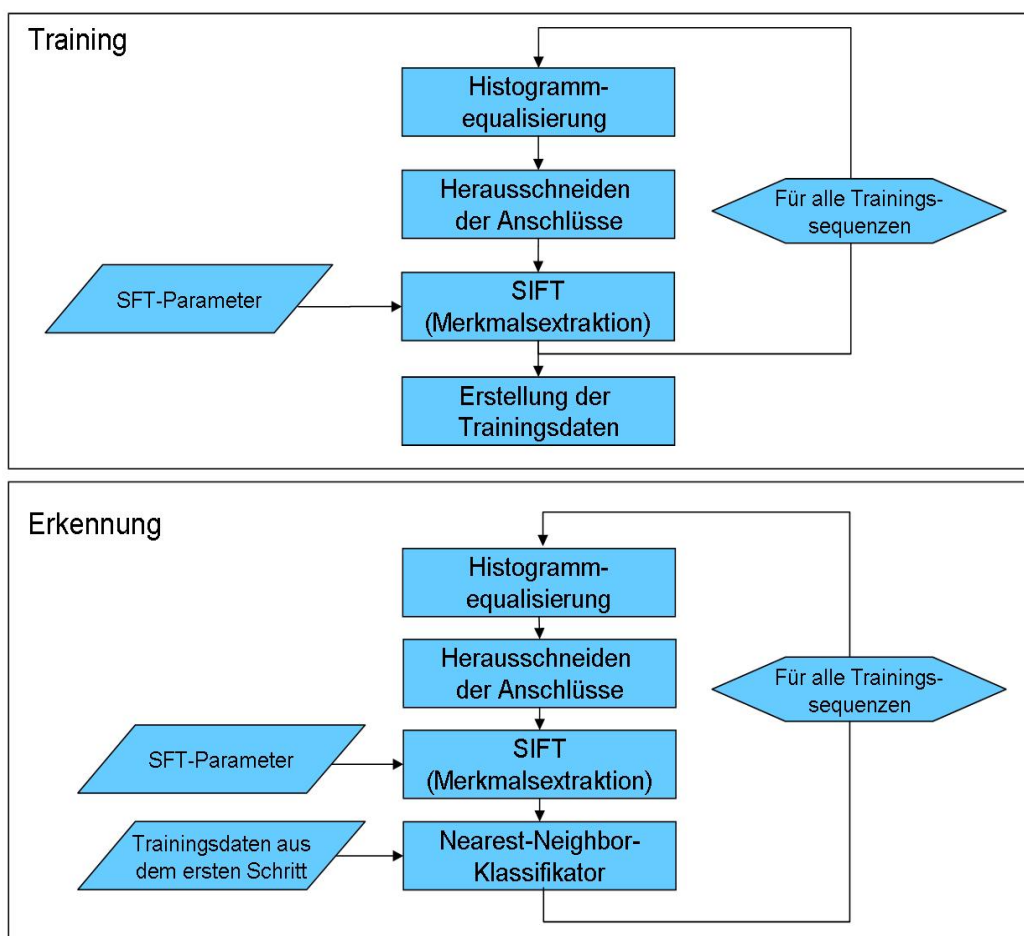


Bild 3-49: Flussdiagramm der Anschlussklassifikation

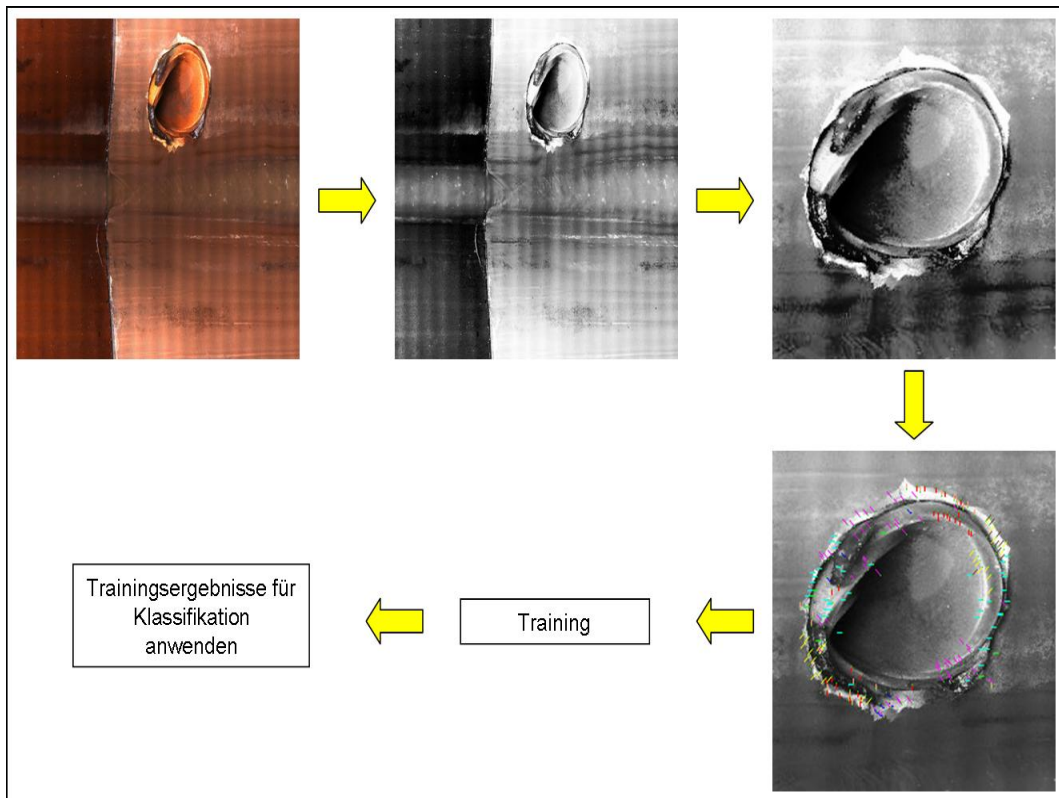


Bild 3-50: Verarbeitungsschritte der Anschlussklassifikation

## 4 Einordnung

### 4.1 Ergebnisse anderer Arbeitsgruppen

Digitale Bildverarbeitung und -analyse zur automatischen Klassifikation und Erstellung von Zustandsbeschreibungen der Abwasserkanalisationen sind – auch im internationalen Vergleich – bislang nicht systematisch dokumentiert. Trotz umfangreicher Recherchen sind den Projektpartnern nur wenige vergleichbare Ansätze bekannt, die im Folgenden diskutiert werden.

#### 4.1.1 Pipeline Infrastructure Research Center (PIRC)

Die Arbeitsgruppe um Iyer, Sinha und Fieguth am Pipeline Infrastructure Research Center (PIRC), Department of Civil and Environmental Engineering, The Pennsylvania State University, University Park, PA, USA in Kooperation mit dem Department of Systems Design Engineering, University of Waterloo, Waterloo, ON, Canada, hat sich vor einigen Jahren mit der Rissdetektion in Abwasserkanälen beschäftigt (Iyer & Sinha, 2005, Iyer & Sinha, 2005b, Iyer & Sinha, 2006, Sinha & Fieguth 2006).

Ziel war eine automatische Erkennung von Rissen in Kanalwänden. Den publizierten Ergebnissen lagen 225 selektierte Einzelbilder (siehe Bild 4-1) zugrunde, was einem Bildmaterial der Länge von ca. 5 Haltungen entspricht. Zum Vergleich: Unsere Untersuchungen basieren auf mehr als 500 Haltungen.

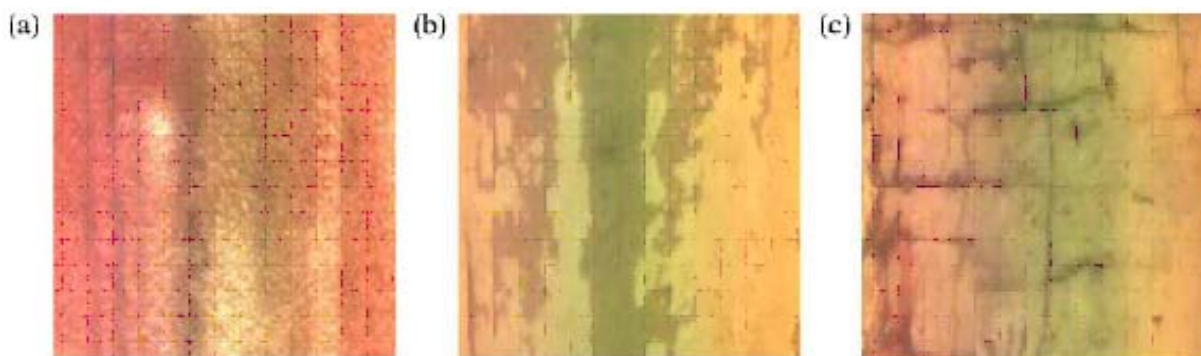


Bild 4-1: Datenbasis von PIRC. Gezeigt werden verschiedene Farbtexturen der Kanalwand, wobei nur in Bild (c) Risse vorhanden sind (Iyer & Sinha 2005)

Die Erkennung von Rissen erfolgt zunächst durch eine Vorverarbeitung zur Rauschentfernung; danach werden die Kanten durch morphologische Operationen mit linienförmigen Strukturelementen lokalisiert. Die mathematisch-morphologischen Operationen zur Rissde-

tektion wurden auf Graustufenbilder angewandt und weiter mit dem Canny-Kantendetektor und den Otsu Schwellwert Methoden zusammen verglichen (siehe Bild 4-2).

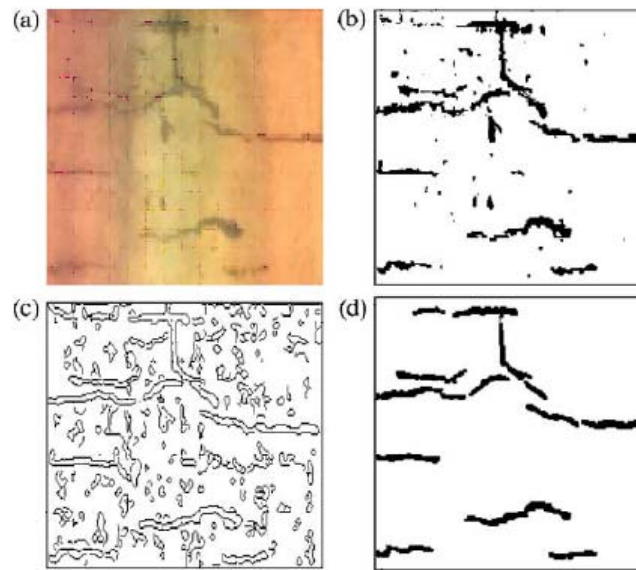


Bild 4-2: Risserkennung von PIRC (Iyer und Sinha 2005)

Der Canny Kantendetektor produziert parallele Kanten und dies bedeutet, dass die klaffenden Risse leicht erkannt werden, dies allerdings auf Kosten der Detektion von leichten Rissen mit wenig Kontrast. Bei der Methode nach Otsu wird der Schwellwert anhand einer Integration des Graustufenhistogramms berechnet, so dass in Bildregionen mit geringen Kontrasten eine fehlerfreie Rissdetektion kaum möglich ist.

Die von den Autoren publizierten Ergebnisse sind in Tabelle 4-1 dargestellt. „Completeness“, „Correctness“, und „Quality“ entsprechen in etwa den von uns verwendeten Maßen Recall, Precision, und F-Measure. Die Güte des Verfahrens im Hinblick auf die Rissdetektion wird also mit 95% beziffert. Dieser Wert konnte in unseren Untersuchungen (vgl. Abschnitt 3.2.3.6) bei weitem nicht reproduziert werden, was wahrscheinlich auf die sorgsam ausgewählte und sehr kleine Datenbasis der Autoren zurückzuführen ist. Mehrere Versuche, Kontakt mit den Autoren aufzunehmen und unsere Verfahren auf den gleichen Daten zu testen blieben leider erfolglos.

Tabelle 4-1: Ergebnisse der Arbeitsgruppe PIRC (Iyer & Sinha 2005)

Class	Cracks	Background	Color
Completeness	0.95	0.88	0.90
Correctness	0.98	0.94	0.91
Quality	0.93	0.83	0.83
Redundancy	0.00	-0.01	0.00

Die Autoren kommentieren ihre Ergebnisse selbst wie folgt: „kleine und feine Rissen werden zwar oft nicht detektiert, aber es kann angenommen werden, dass derartige Fehler schon bei der Fertigung von Haltungen vorhanden sind und daher keine Relevanz für die Stabilität darstellen.“

In späteren Publikationen verwenden die Autoren eine etwas größere Datenbasis von 825 Einzelbildern, wobei hier 500 Bilder zu Trainingszwecken (Verfahrensparametrierung) und 325 zur kantenbasierten Klassifikation verschiedener Schadensmuster eingesetzt werden. Ausgehend von einem Haltungsbild wird wieder ein Graustufenbild berechnet und der Segmentierungsprozess wird auf Basis von morphologischen Operationen zur eindeutigen Erkennung auch dünnerer Rissen durchgeführt (siehe Bild 4-3).

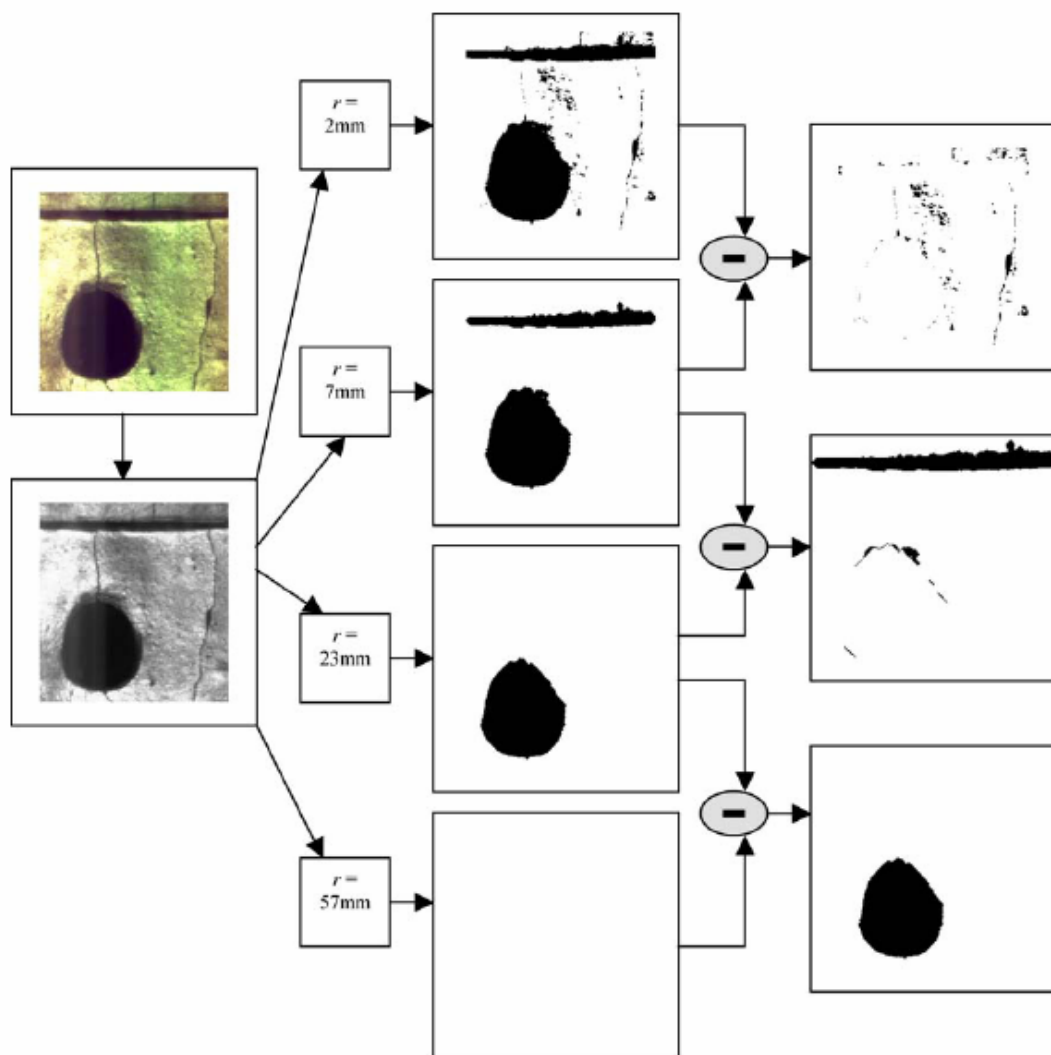


Bild 4-3: Klassifikationsergebnisse mit runden Strukturelementen. Die Ergebnisbilder rechts repräsentieren die Klassen Riss, Muffe, und Anschluss (Sinha & Fieguth 2006)



Unterschieden wird zwischen schadensfreien Bereichen (clean pipe), Rissen (crack), Muffen (hole/joint), Anschlüssen (laterals) und Trümmerschäden (pipe collapse). Die von den Autoren publizierte Fehlermatrix ist in Tabelle 4-2 dargestellt.

Tabelle 4-2: Ergebnisse der PIRC Schadensmusterklassifikation (Sinha & Fieguth 2006)

Class	Clean pipe 1	Crack 2	Hole/joint 3	Laterals 4	Pipe collapse 5	Total	Percent correct	
1	<b>50</b>	0	0	0	0	50	100	
2	0	<b>85</b>	15	0	0	100	85	
3	0	0	<b>95</b>	5	0	100	95	
4	0	0	1	<b>47</b>	2	50	94	
5	0	0	0	4	<b>21</b>	25	84	
Total	50	85	111	56	23	325		
		Overall percentage correct classification						91.7

Vergleichbar sind die Ergebnisse der Muffen- und Anschlussdetektion. Von 111 vorhandenen Muffen wurden 95 richtig erkannt; dies bei 5 falsch positiven Detektionen. Das entspricht einem Recall von lediglich 86% bei einer Precision von 95% (F-Measure 90,3%). Zum Vergleich: wir konnten auf einer 100-fach größeren Datenmenge für Precision, Recall und F-Measure jeweils über 99% erreichen. Ähnlich schlecht ist das PIRC-Ergebnis für Anschlüsse. Hier beträgt der Recall nur 84% bei einer Precision von ebenfalls nur 84%. Unsere Arbeitsgruppe hat hier mit dem hybriden Ansatz ein F-Measure von 86% erreichen können, unsere Precision ist besser (93%), aber der Recall ist schlechter (80%). Dennoch müssen diese quantitativen Vergleiche mit großer Vorsicht bewertet werden, denn die Datenbanken unterscheiden sich erheblich. Einige Beispielbilder der PIRC-Gruppe sind in Bild 4-4 dargestellt. Insbesondere die schadensfreien Bereiche scheinen sorgsam ausgewählt und ausgeschnitten. Nur so sind die angegebenen Werte für Precision, Recall, und F-Measure von jeweils 100% bei der Erkennung der schadensfreien Bereiche (siehe Tabelle 4-2) erklärbar.

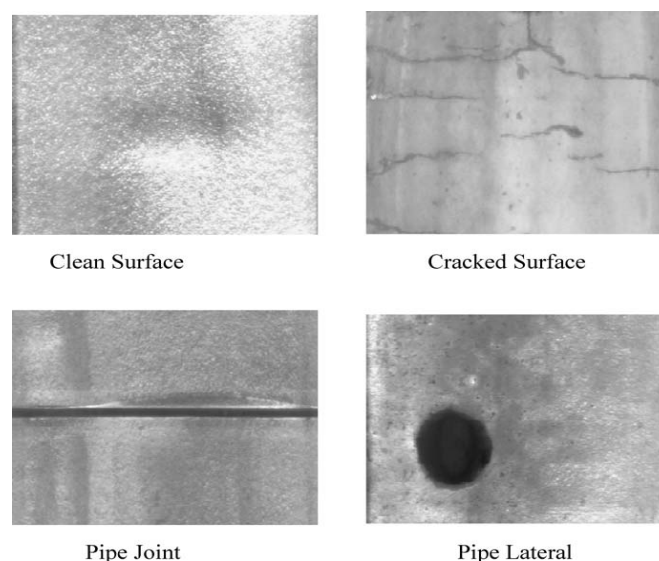


Bild 4-4: Datenbank der PIRC-Gruppe (Sinha & Fieguth 2006)

## FAZIT

Obwohl die oben betrachteten Arbeiten den Methoden der Rissdetektion zugeordnet werden können, ist ein direkter Vergleich mit den in diesem Projekt erzielten Ergebnissen nur schwer möglich. Zum einen liegt das dort verwendete Datenmaterial nicht vor, so dass ein direkte Anwendung der im OZEK-Projekt entwickelten Algorithmen auf diese Haltungsbilder nicht erfolgen kann. Zum anderen kann man es als fragwürdig ansehen, ob die in diesen Arbeiten verwendeten Algorithmen auch bei Haltungen mit schlechten baulichen Zustand mit vielen und variierenden optischen Auffälligkeiten, wie in unserem Datenbestand, reproduzierbar sind, da die publizierten Ergebnisse offenbar auf speziell ausgewählten, mustergültigen Bildern beruhen. Versuche mit Nachimplementierungen der in den Arbeiten beschriebenen Algorithmen scheinen diese Vermutung zu bestätigen und zeigen auf unserer Datenbasis eine deutlich schlechtere Erkennungsleistung als die publizierten Ergebnisse vermuten lassen.

Insgesamt kann also festgehalten werden, dass im OZEK-Projekt ein deutlicher Fortschritt im Hinblick auf die Erkennung von Muffen und Anschlüssen erzielt werden konnte. Die weiteren Ergebnisse sind nicht unmittelbar vergleichbar.

### 4.1.2 Arbeitsgruppe WinCan

Im Rahmen einer Kooperation zwischen dem Swiss Federal Institute of Technology der ETH in Zürich, dem Institute for Mobile and Distributed System der University of Applied Sciences Northwestern Switzerland und der schweizer Firma CDLab AG als Industriepartner wurde die nun unter dem Namen WinCan vertriebene Software entwickelt. In einer öffentlich geförderter Projektphase versuchte WinCan, eine automatische Klassifikation von Muffen und Anschlüssen in den Abwicklungen aus den Haltungswänden zu bestimmen (Zhong, Schindler & Stamm 2008; Hudritsch 2008).

Der von WinCan verwendete Datensatz umfasst insgesamt 179 Haltungen mit einer Gesamtlänge von 7.296 m (Hudritsch 2008). Insgesamt gibt es 520 Anschlüsse in 110 Haltungen, 69 Haltungen haben keine Anschlüsse. In anderen Publikationen wird von ca. 10 km Haltungslänge gesprochen. Zum Vergleich: unsere Datenbank umfasst knapp 50 km. Ein Haltungsegment der WinCan-Gruppe ist in Bild 4-5 dargestellt. Insgesamt entspricht diese Datenbasis nach Art und Umfang also eher den im OZEK-Projekt eingesetzten Daten. Allerdings können auch hier direkte Vergleiche nur mit äußerster Vorsicht vorgenommen werden, denn über die Variabilität der optischen Muster bei WinCan ist nichts bekannt, und zu einem Austausch der Datenbasen war die WinCan-Gruppe ebenfalls leider nicht bereit.

Die Muffendetektion erfolgt bei WinCan mit gleich guten Ergebnissen. Hier wurde –wie von der OZEK-Gruppe- ein F-Measure von über 99% dokumentiert (Hudritsch 2008). Außerdem hat WinCan ein Modul zur Korrektur von Rekonstruktionsartefakten: Wenn die Kamera nicht mittig durch den Kanal läuft, werden die Muffen gekrümmt dargestellt. Da diese Korrektur für eine automatische Klassifikation nebensächlich ist, wurde ein solches Modul von der OZEK-Gruppe bislang nicht erstellt, ließe sich jedoch in das modulare Bildverarbeitungskonzept direkt integrieren.

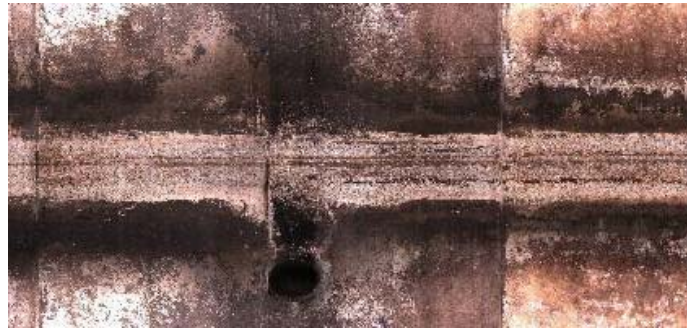


Bild 4-5: Beispielbild aus der Datenbank der WinCan-Gruppe (Zhong, Schindler & Stamm 2008)

Die Bildverarbeitungs pipeline zur Anschlusserkennung von WinCan ist in Bild 4-6 dargestellt. Wie im OZEK-Ansatz erfolgen eine Vorverarbeitung, eine Segmentierung und schließlich eine Klassifikation. Im Unterschied zu unserem Ansatz werden die einzelnen Kriterien (Features) mit einem trainierten Klassifikator untersucht. In OZEK werden bislang empirische Heuristiken eingesetzt, womit der OZEK-Ansatz unabhängig von den Trainingsdaten ist. Das WinCan-Verfahren hingegen ist einfacher zu parametrieren, da der Lernschritt des Klassifikators automatisch abläuft.

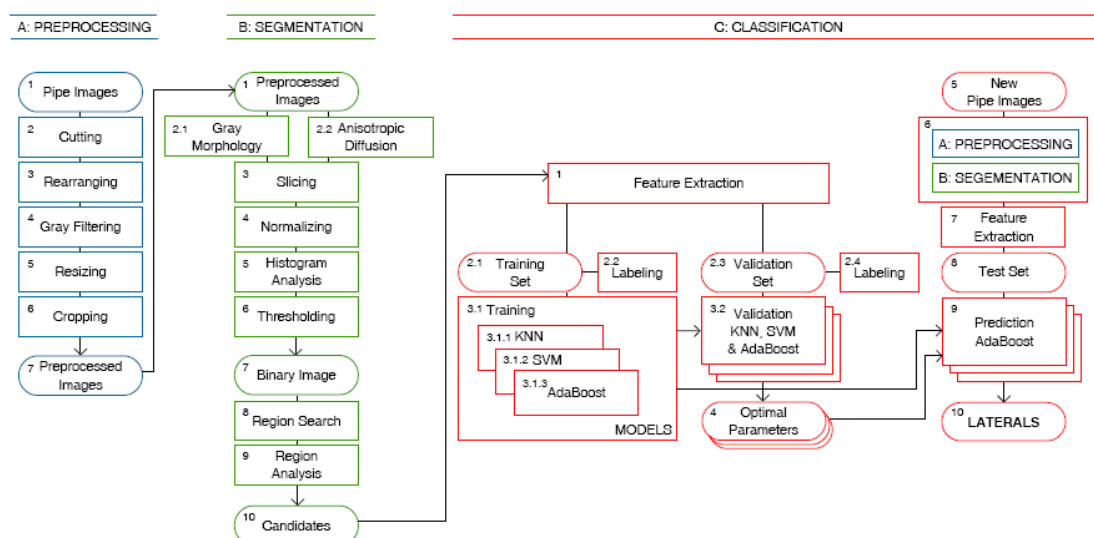


Bild 4-6: Bildverarbeitungs pipeline der WinCan-Gruppe (Zhong, Schindler & Stamm 2008)

Die Ergebnisse der automatischen Anschlusserkennung mit dem WinCan-Verfahren sind in Bild 4-7 dargestellt. Je nach Schwellwert (threshold) kann die Erkennungsrate von falsch positiven und falsch negativen adaptiert werden. Die optimale Einstellung liefert eine Erkennungsrate von 96% (492 von 520) mit knapp 10% falsch positiver Erkennungen (44). Auf der zugrundeliegenden Basis mit 7.296 Metern Haltungslänge ergibt sich ein Recall von 94,6%, eine Precision von 91,2 % und damit ein F-Measure von 92,7%. Dies liegt etwas über den von uns erzielten Ergebnissen (F-Measure 86%), was aber durchaus aus den unterschiedlichen Bilddatenbanken herrühren kann.

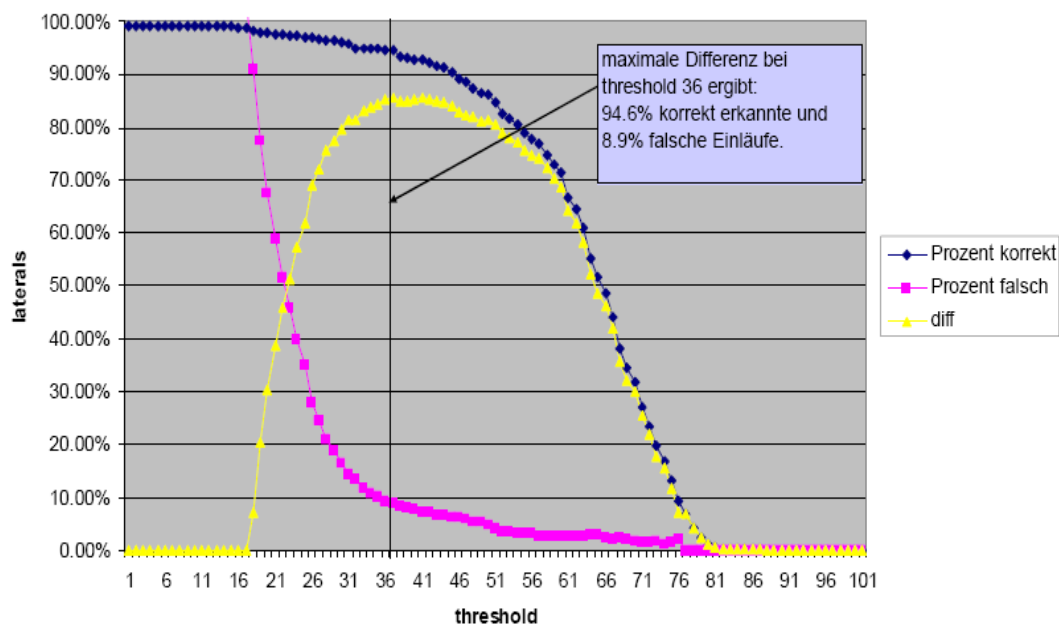


Bild 4-7: Erkennungsraten den WinCan-Gruppe bei der Anschlussdetektion (Hudritsch 2008)

## FAZIT

Nach persönlicher Auskunft von Herrn Hudritsch wurde bei weiteren Experimenten auf größeren Datenmengen festgestellt, dass eine hinreichend robuste Parametrierung des WinCan-Anschlussers nicht gefunden werden konnte, um das Verfahren praxistauglich zu machen. Daher wurde die Optimierung und Weiterentwicklung nicht weiter fortgeführt, und die Anschlusserkennung ist nicht Teil der kommerziellen WinCan-Software geworden. Dies wiederum deckt sich mit den Ergebnissen aus unserem Projekt: Für die Vielzahl unterschiedlicher Erscheinungsformen der Anschüsse ist ein einzelnes Verfahren nicht hinreichend robust. Vielmehr müssen sowohl für unterschiedliche Materialien als auch für unterschiedliche Anwendungen, wie z.B. Erstinspektion zur baulichen Abnahmeprüfung oder Inspektion im Altbestand etc. unterschiedliche Parametrierungen eingesetzt werden.

### 4.1.3 Arbeitsgruppe RedZone

Die Firma RedZone Robotics, Pittsburgh, PA, USA ist Hersteller von Kanalinspektionsrobotern. Zusammen mit dem Center for Sensed Critical Infrastructure Research (CenSCIR) und der Pennsylvania Infrastructure Technology Alliance (PITA) wurde vor wenigen Wochen in einem populär-wissenschaftlichen Report ein System zur Erkennung schadensfreier Bereiche vorgestellt (Thayer 2009). Im Gegensatz zu den bisher diskutierten Ansätzen operiert das Verfahren auf axialen Sichten (Bild 4-8). Ziel ist die automatische Detektion schadensfreier Bereiche, um die manuellen Aufwände bei der Kanalinspektion zu minimieren.



Bild 4-8: Datenmaterial der RedZone-Gruppe zur Erkennung schadensfreier Bereiche (Thayer 2009).

Verglichen werden hier zeitliche Abfolgen von Untersuchungen desselben Kanals, um Auffälligkeiten zu erfassen bzw. schadensfreie Bereiche von der manuellen Inspektion auszuschließen (siehe Bild 4-9). Basierend auf Farb- und Texturmerkmalen werden lokale Unterschiede in den Bildern manifestiert. Zur quantitativen Evaluierung wurden keinerlei Angaben gemacht.

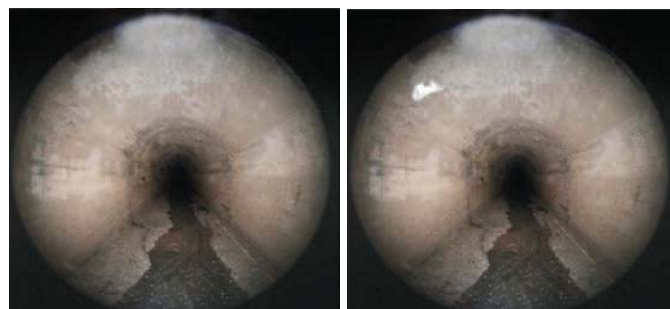


Bild 4-9: Zeitlicher Vergleich bei einer Haltung zur Erkennung schadensfreier Bereiche (Thayer 2009)



## FAZIT

Die Idee, zeitliche auseinander liegende Inspektionen der gleichen Haltung zu einander in Bezug zu setzen und miteinander zu vergleichen, ist nicht neu, sondern wurde auch von der OZEK-Projektgruppe bereits vorgesehen, allerdings dann aus der Phase II des OZEK-Vorhabens aufgrund der nur begrenzt zur Verfügung stehenden Mittel wieder entnommen. In Bezug auf das Panorama-System, dass bei einer Durchfahung zwei vollständige, aber unabhängige Sichtungen durch Front- und Rückkamera liefert, birgt dieser Ansatz ein noch viel größeres Potential. Der Artikel von Thayer macht gleichzeitig deutlich, dass diese Art der Bildauswertung und Verarbeitung immer noch ein absolutes Neuland ist, und das OZEK-Konsortium – dank der Förderung durch die Deutsche Bundesstiftung Umwelt – auch hier im internationalen Vergleich an vorderster Spitze liegt.

### 4.2 Gegenüberstellung, ökonomische und ökologische Bewertung

Von den in Deutschland insgesamt vorhandenen 485.000 km Kanalisationen weisen derzeit etwa 20 % Schäden auf, die kurz- oder mittelfristig zu sanieren sind. Eine Vielzahl dieser Schäden führt nicht nur zur Beeinträchtigung der baulichen Substanz, sondern darüber hinaus zu Undichtigkeiten in der Kanalisation. Je nach Grundwasserstand können diese Undichtigkeiten Grundwasserinfiltrationen oder Abwasserexfiltrationen zur Folge haben. Dabei können Exfiltrationen unmittelbar zu einer Belastung des anstehenden Bodens bzw. des Grundwassers führen, während Infiltrationen gegenüber einer dichten Kanalisation aufgrund

- der erhöhten Entlastungsrate und -dauer von Regenwasserbehandlungsanlagen und
- der Beeinträchtigung der Reinigungsleistung kommunaler Kläranlagen

indirekt zu einer Mehrbelastung der Gewässer führen.

Es ist damit ungeachtet rechtlicher Vorgaben sowohl aus ökonomischen als auch aus ökologischen Gründen wesentliche Aufgabe der Kanalnetzbetreiber, Konzepte bzw. Strategien zu entwickeln, mit denen ein ordnungsgemäßer Kanalnetzstatus hergestellt und nachhaltig gewahrt werden kann.

Grundlage für die Entwicklung von solchen Kanalsanierungsstrategien und für konkrete Kanalsanierungsplanungen sind die Zustandsbeschreibungen der Kanalhaltungen. Die basieren wiederum im Wesentlichen auf TV-Inspektionen. Verschiedene Untersuchungen (vgl. Abschnitt 2.1.4) haben ergeben, dass das Ergebnis der Inspektion erheblich von der Qualifikation und Motivation des Inspektors abhängt. Die in der Praxis nachweisbare Häufigkeit solcher Fehler hat zur Konsequenz, dass ca. 50 % der Kanalhaltungen aufgrund der Zustandsbeschreibung in eine falsche Zustandsklasse eingeordnet werden.



Entsprechend sind Fehlinvestitionen sowohl bei der eigentlichen Inspektion als auch bei einer darauf aufbauenden Sanierung nicht auszuschließen. Die ökologischen Konsequenzen bestehen zunächst in einer nicht bezifferbaren Ressourcenverschwendung bei der Inspektion. Wesentlich aber ist, dass die Priorisierung der Sanierung im Rahmen einer Vorklassifizierung im Regelfall automatisiert auf Basis der Zustandsprotokolle erfolgt (vgl. Abschnitt 2.1.3). Im Falle einer mit einem nicht korrekten Inspektionsprotokoll einhergehenden Fehlbeurteilung kann dies dazu führen, dass stark geschädigte Haltungen über unbestimmte Zeiträume mit entsprechenden Umweltfolgen betrieben werden.

Vor diesem Hintergrund sind Werkzeuge, die einen Beitrag zur Qualitätssicherung bei der Zustandserfassung und -bewertung leisten, mittelbar sowohl ökologisch als auch ökonomisch relevant. Eine Möglichkeit, die Qualität der optischen Zustandserfassung zu verbessern, liegt dabei in der Entwicklung und Verwendung von Bilderkennungsalgorithmen zur Unterstützung des protokollierenden Operators bzw. Ingenieurs. Die in Bezug auf den Kanalbetrieb übergeordnete Zielsetzung des Vorhabens lag vor diesem Hintergrund in einer Entlastung von Inspektoren und Ingenieuren bei der Sichtung von Kanalinspektionsvideos. Der Fokus der sichtenden Person soll sich damit von der ermüdenden und fehleranfälligen Schadenssuche auf die Schadensdiagnose richten: Hierdurch kann bei reduziertem Zeitaufwand ein höherer Standardisierungsgrad und damit eine höhere Qualität der Zustandsbeschreibung sichergestellt werden.

Entsprechend dieser Zielsetzung wurde, anders als z. B. bei den Arbeitsgruppen „PIRC“ und „WinCan“, die eine explizite Detektion ausgewählter Schadensbilder bzw. baulicher Gegebenheiten (z. B. Risse und Anschlüsse) zum primären Ziel hatten, im Rahmen der eigenen Untersuchungen zunächst versucht, schadensfreie bzw. umgekehrt optisch auffällige Bereiche zu detektieren. Diese Herangehensweise folgte der Überlegung, dass, sofern diese Differenzierung valide erfolgt, ohne weitere Bildanalyse an den optisch auffälligen Rohren bereits eine erhebliche Arbeitserleichterung des sichtenden Personals unterstellt werden kann. So wiesen trotz der hohen Schadensdichte bei den zur Entwicklung der Algorithmen verwendeten Kanalhaltungen etwa 10.000 der 18.000 Rohre (und damit über 55 %) weder Schäden noch Stutzen oder Anschlüsse auf. Für den „Regelbestand“ ist eine weit höhere Quote nicht geschädigter (und damit auch nicht notwendigerweise zu sichtenden) Rohre und damit eine weit höhere Entlastung der auswertenden Fachkräfte zu erwarten.

Für die Erreichung dieser übergeordneten Zielsetzung ist es zunächst erforderlich, die Haltung mittels Muffendetektion automatisch und valide in die einzelnen, weiter zu analysierenden Rohre zu unterteilen (vgl. auch Bild 4-1). In den Rohren wird dann im zweiten Schritt eine Fließspurdetektion durchgeführt und derart der Sohlbereich von einer weiteren Analyse aus-

geschlossen. Grund ist, dass die Fließspur als optische Auffälligkeit in einem Großteil der Haltungen (insbesondere in Schmutzwasserkanälen) vorkommt, jedoch keinen Schaden darstellt. Zudem zeigen Erfahrungen, dass biegesteife Rohre aufgrund ihrer spröden Materialeigenschaften, im Regelfall nicht ausschließlich im Bereich der Fließspur Schäden aufweisen<sup>3</sup>, sodass das der Verzicht einer Analyse des Sohlbereiches zum aktuellen Projektstand zulässig erscheint.

Der verbleibende „Restrohrbereich“ wird dann mittels Bilderkennungsalgorithmen hinsichtlich optischer Auffälligkeiten untersucht; es können optisch unauffällige Rohre ausgeblendet werden. Die Differenzierung der Rohre mit bzw. ohne optischen Befund hat dabei der Vorgabe zu folgen, dass es zwar störend jedoch unschädlich ist, wenn schadensfreie Bereiche nicht als solche erkannt werden (falsch positive Detektionen). Der umgekehrte Fall, nämlich dass schadhafte Bereiche als schadensfrei detektiert werden (falsch negative Detektionen) und somit einer weiteren Analyse durch den Ingenieur nicht unmittelbar zur Verfügung stehen, muss jedoch mit höchster Sicherheit ausgeschlossen werden.

Im Rahmen der beiden Projektphasen konnten Algorithmen entwickelt werden, mit dem Muffen in Kanalhaltungen aus Beton und Steinzeug<sup>4</sup> zügig (wenige Sekunden je Haltung) und hoher Qualität (Recall, Precision und F-Measure jeweils etwa 95 % und besser) erkannt werden können. Eine Quantifizierung der Qualität der Fließspurdetektion ist aufgrund fehlender Groundtruth (manuelle Markierung der Fließspur) zwar nicht möglich, jedoch erfolgt die Detektion der Fließspur augenscheinlich mit hoher Qualität. Entsprechend können die Segmentierung der Haltung und die Definition des weiter zu analysierenden Restrohrbereiches im Regelfall sicher erfolgen.

---

<sup>3</sup> Eine Analyse der für die Algorithmenentwicklung verwendeten Datenbasis zeigte, dass der Anteil ausschließlich im Sohlbereich geschädigter Rohre bei deutlich unter 5 % lag. Dabei waren die Hauptschadensbilder Korrosionen sowie mechanische Verschleißerscheinungen. In weiteren Entwicklungsstufen sollte daher auch eine explizite Analyse der Fließspur und ihren optischen Gegebenheiten weiter untersucht werden.

<sup>4</sup> Die Erkennung von Muffen in Kunststoffrohren (PEHD) führt derzeit auf vergleichsweise viele falsch positive Detektionen (Recall ca. 95 %, Precision ca. 76 %). Aufgrund der unterschiedlichen Materialeigenschaften stellen sich die Oberflächenstrukturen betriebener Haltungen in der Abwicklung anders da, als dies bei Beton und Steinzeug der Fall ist. Daher ließen sie die Algorithmen nicht durch einfache Anpassung der Verfahrensparameter adaptieren, sondern hier müssen - unter Verwendung der bestehenden Module - neue Verfahren kombiniert werden. Hierzu müsste jedoch zunächst die Datenbasis von derzeit 38 Haltungen merklich erhöht werden.

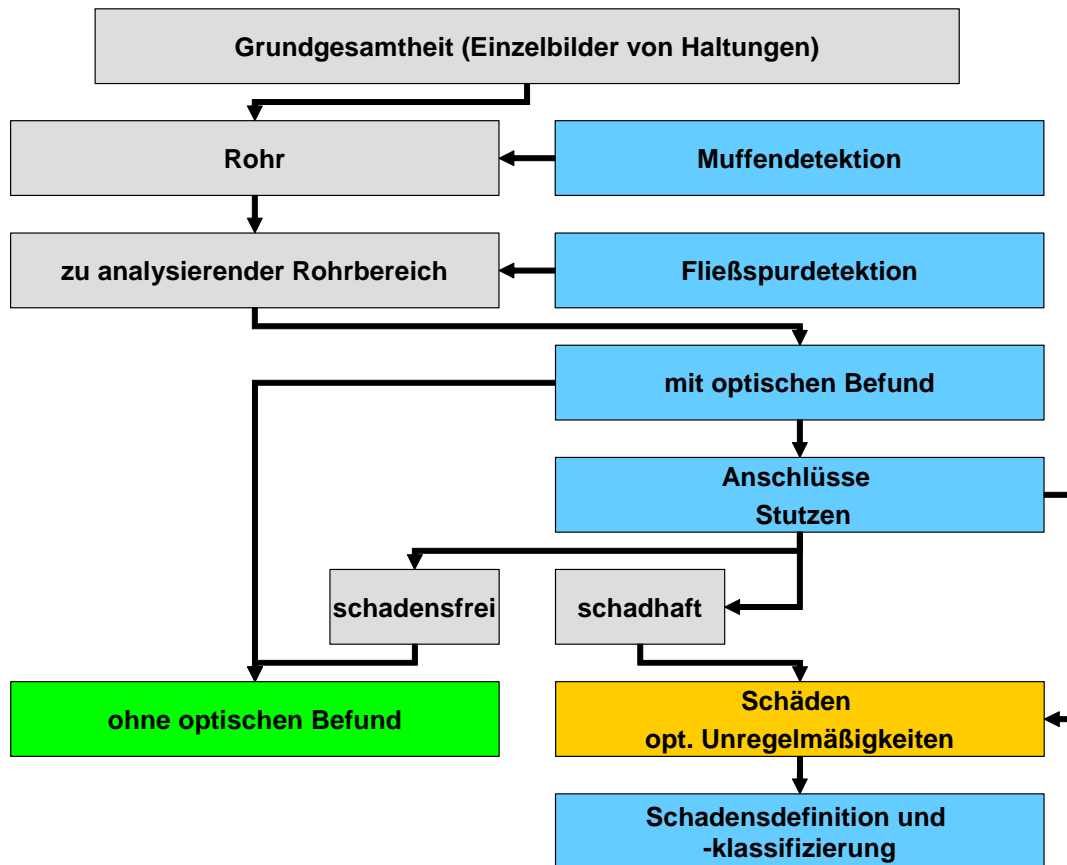


Bild 4-1: Methodik der softwaregestützten Analyse von Kanalhaltungen

Nicht hinreichend ist dagegen derzeit noch die Qualität der Detektion optisch unauffälliger Bereiche. Dies begründet sich im Wesentlichen darin, dass das o.g. Kriterium, dass schadhaft Bereiche keinesfalls von der weiteren Betrachtung ausgeblendet werden sollen, zu einer erheblichen Anzahl falsch positiver Detektionen führt, da insbesondere im Altbestand auch schadensfreie Haltungen bzw. Rohre eine Vielzahl optisch auffälliger Strukturen aufweisen (vgl. Bild 4-2, unten), aber auch nahezu neue und schadensfreie Haltungen (Bild 4-2, oben, linker Bereich) sind nicht frei von optischen Unregelmäßigkeiten. Entsprechend ist in der Praxis die Anzahl der über die entwickelte Algorithmik ausblendbaren Rohre gering und es ergibt sich für die Inspektion des Altbestandes keine signifikante Arbeitserleichterung. Unter bestimmten Randbedingungen jedoch, nämlich dann, wenn die schadensfreie Rohrwandung optisch ruhig ist, ist diese Methodik durchaus Ziel führend, zumal in diesen Fällen auch große Haltungsbereiche ausgeblendet werden können. Weitere Optimierungen hinsichtlich der Ausblendung schadensfreier Bereiche sollten vor diesem Hintergrund gezielt im Hinblick auf eine Anwendung der Algorithmik bei Kunststoffrohren oder neuen bzw. mittels Inliner sanierten Haltungen (z. B. Abnahmeinspektion) erfolgen.

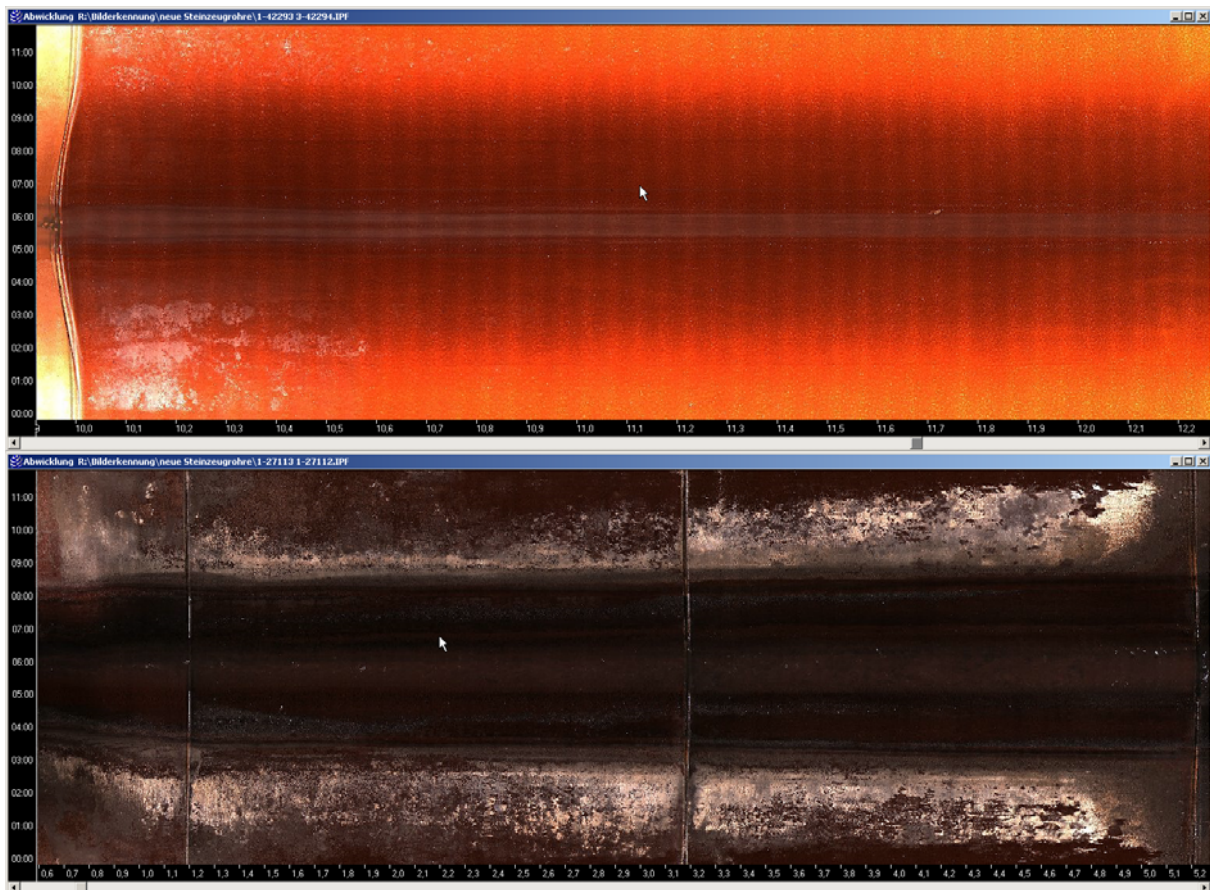


Bild 4-2: Beispiele schadensfreier Haltbereiche  
oben im Neubestand mit wenigen optischen Auffälligkeiten  
unten im Altbestand mit einer Vielzahl optischer Auffälligkeiten

Parallel zur Detektion optisch unauffälliger bzw. schadensfreier Bereiche sollten im Rahmen dieses Vorhabens Algorithmen zur expliziten Detektion der verschiedenen Schadensbilder bzw. baulichen Gegebenheiten, also z. B. Risse, Korrosionen oder Anschlüsse sowie Stützen (inkl. deren Differenzierung hinsichtlich „schadensfrei“ und „schadhaft“) im oben beschriebenen „Restrohrbereich“ entwickelt werden. Die verschiedenen Bildverarbeitungsalgorithmen sind nebst Erkennungsleistung in Abschnitt 3.2.3 beschrieben. Zusammenfassend ist an dieser Stelle festzuhalten, dass auch bzgl. der expliziten Detektion von Schadensbildern und baulichen Gegebenheiten im Altbestand eine für die Praxis hinreichende Erkennungsleistung noch nicht erbracht werden kann. Grund ist, ähnlich wie bei der Detektion schadensfreier Bereiche, dass im Altbestand die optische Variabilität der einzelnen Merkmale erheblich variiert (vgl. Bild 4-3). Hinzu kommen optische Strukturen im Altbestand, die durch die Algorithmen fälschlicherweise als Schaden bzw. Anschluss/Stützen erfasst werden (falsch positive Detektion). Entsprechend müssten in der Praxis detektierte Schäden bzw. Anschlüsse/Stützen manuell nachgesichtet und in einem entsprechenden Maße nachbearbeitet werden, was die Vorteile der Bilderkennungsalgorithmen hinsichtlich der oben aufge-



fürten Zielsetzung deutlich schmälert. Dieses Ergebnis und die daraus abgeleitete Konsequenz decken sich mit den Erfahrungen der anderen Arbeitsgruppen, insbesondere WinCan und PIRC.

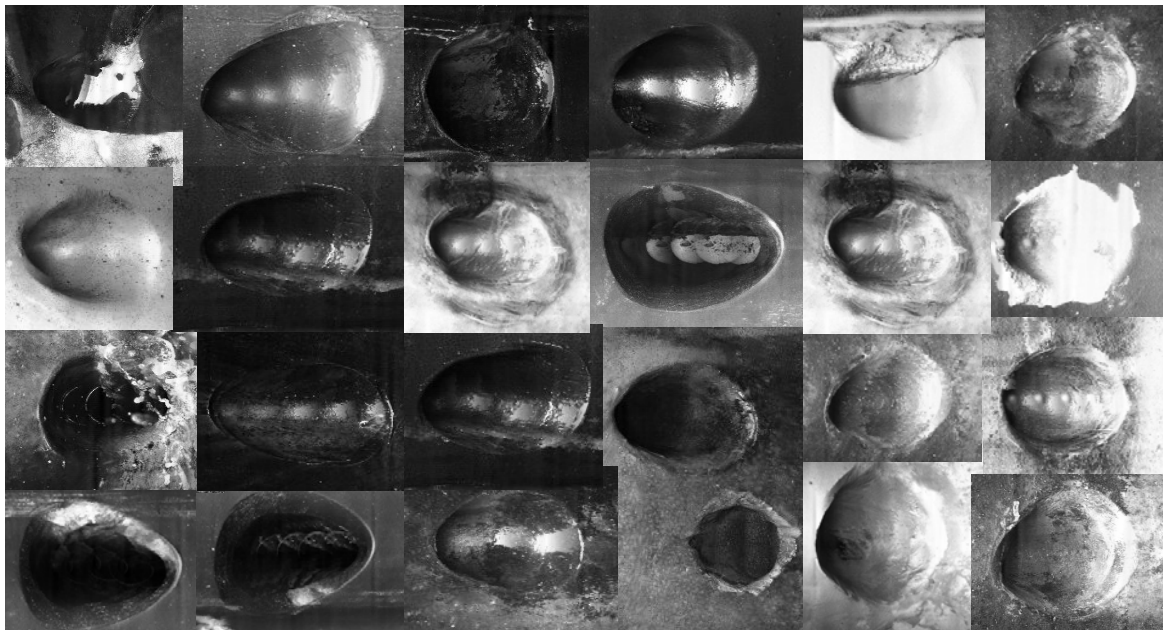


Bild 4-3: Beispiel der optischen Variabilität von Anschlüssen in Steinzeugrohren

Damit ist die augenblickliche Situation der Einsatzmöglichkeiten von Bilderkennungssystemen zur Analyse des Zustandes kommunaler Kanalhaltungen die, dass international von verschiedenen Arbeitsgruppen erfolgversprechende Ansätze zur softwarebasierten Unterstützung der Inspektoren entwickelt wurden. Dies gilt insbesondere für den Ansatz der Arbeitsgruppe WinCan und den eigenen Entwicklungen. Diese Verfahren ermöglichen unter „optisch ruhigen“ Bedingungen, also z. B. bei Neubauabnahmen, Kunststoffrohren oder auch dem derzeit in der Planung befindlichen „Emscherkanal“ grundsätzlich eine Erkennungsleistung, die der eingangs in diesem Abschnitt beschriebenen übergeordneten Zielsetzung signifikant entgegenkommt. Ebenfalls können Bilderkennungsalgorithmen zur Analyse dezidiert Schadensbilder eingesetzt werden, also z. B. zur Vermessung der Muffenbreite<sup>5</sup> oder Rissbreiten.

Die Komplexität des verwendeten bzw. des bei der Inspektion im Altbestand generierten Bildmaterials ist wesentlicher Grund dafür, dass im Rahmen des OZEK-Projekts der Schritt von einem Softwareprototypen zu einer praxistauglichen und marktfähigen Software bislang nicht gegangen werden konnte. Ein weiterer Aspekt, der einer Vermarktung der entwickelten

<sup>5</sup> So ist die Vermessung der Muffenbreite Bestandteil der durch die Projektpartner entwickelten Software. Eine Evaluierung dieses Tools erfolgt im 3. Quartal dieses Jahres.

Algorithmen im Wege steht, liegt in der bislang engen Anbindung der Software an jeweils ein Inspektionssystem (PANORAMO der Fa. IBAK oder im Falle von WinCan das System RPP von Rico EAB). Zwar ist diese enge Verbindung zum Kamerahersteller für die Entwicklung der Algorithmen uneingeschränkt förderlich, jedoch setzt die Implementierung von Detektionsalgorithmen in die serienmäßig durch den Hersteller mit dem Produkt "Inspektionssystem" ausgelieferten Software eine Detektionsgüte voraus, die von einem breiten Anwenderkreis akzeptiert wird (lt. Hersteller F-Measure nahezu 100%). Eine zu geringe Güte würde dazu führen, dass Fehldetektionen nicht wie bislang der mangelnden Sorgfalt des die Auswertung vornehmenden Systemnutzers zugeschrieben, sondern dem Kamerasystem angelastet werden. Eine freie, d.h von einem Hersteller unabhängige Verfügbarkeit der Software würde die Verbreitung der Software nur von der Akzeptanz der Detektionsgüte durch den einzelnen Nutzer abhängig machen.

Hinsichtlich der ökologischen und ökonomischen Bewertung der Einsatzmöglichkeiten von Bilderkennungsverfahren zur Zustandserfassung kommunaler Kanalisationen kann damit festgehalten werden, dass der methodische Ansatz aus genannten Gründen ökologisch relevant ist; eine Quantifizierung der ökologischen Aspekte ist allerdings aufgrund der derzeit noch vielen Unwägbarkeiten nicht seriös möglich. Unter ökonomischen Gesichtspunkten ist festzuhalten, dass Netzbetreiber und private Inspektionsunternehmen nach wie vor erhebliches Interesse an einer Software haben, die zuverlässig schadensfreie Bereiche ausblendet und Unterstützung bei der Kodierung von Schäden liefert. Dies gilt umso mehr, als die Inspektion nach DIN-EN 13 508-2 deutlich aufwändiger ist als nach ATV-M 143-2 (vgl. auch Abschnitt 2.1.3.). Weitere indirekte Merkmale der ökologischen und ökonomischen Relevanz der Bilderkennung im Bereich Umwelttechnik sind die bereits bewilligten Forschungsvorhaben mit Bezug zum Projekt OZEK (vgl. Abschnitt 6.2). Weitere F&E-Vorhaben befinden sich im konkreten Akquisestadium.



## 5 Ausblick

Die aktuelle Situation der Bilderkennung im Zusammenhang mit der Zustandserfassung kommunaler Kanalisationen lässt sich wie folgt skizzieren:

- Es wurden von verschiedenen Arbeitsgruppen unabhängig von einander wertvolle Ansätze zur Detektion der Muffen, von Fließspuren, von optischen Auffälligkeiten bzw. schadensfreien Bereiche sowie von Anschlüssen und Rissen entwickelt. Zu weiteren Schadensbildern, wie z. B. Lageabweichungen, Korrosionen oder auch Wurzel- einwachungen liegen - bis auf die im OZEK-Projekt entwickelten Ansätze zur Klassifikation der Anschlüsse und Muffen (siehe Abschnitt 3.4) sowie zur automatischen Vermessung der Muffenbreite - keine weiteren Algorithmen vor.
- Die Erkennungsleistung und damit die Praxistauglichkeit der Algorithmen variiert je nach betrachtetem Merkmal und Ansatz. Insbesondere hat die Datenbasis, auf der die Experimente durchgeführt werden, erheblichen Einfluss auf die Qualitätsmaßzahlen (Precision, Recall, F-Measure). Insgesamt muss aber die Praxistauglichkeit für die Inspektion des Altbestandes als noch nicht ausreichend bezeichnet werden.
- Die Kamerahersteller stehen aus den dargestellten Marketinggründen einer Implementierung der Bilderkennungsalgorithmen in die jeweilige Arbeitsumgebung zurückhaltend gegenüber.
- Die Netzbetreiber haben nach wie vor erheblichen Bedarf an einem Werkzeug, mit dem die Zustandsprotokollierung entsprechend der beschriebenen Zielsetzung unterstützt wird. Dies gilt aus vornehmlich ökonomischen Gründen auch für private Dienstleistungsunternehmen.

Es ist vor diesem Hintergrund anzustreben, diese wertvollen Ansätze im Hinblick auf die Bedürfnisse der Zielgruppe (kommunale Netzbetreiber) fortzuschreiben. Hierzu sollte in einem nächsten Schritt eine plattform- bzw. herstellerübergreifende Open-Source-Umgebung definiert und geschaffen werden. Dies würde es den verschiedenen Arbeitsgruppen ermöglichen, auf bestehenden, dann allgemein verfügbaren Entwicklungsansätzen aufzubauen und eigene Entwicklungsansätze einzubinden<sup>6</sup>. Ebenfalls würde auch die notwendige direkte Vergleichbarkeit der verschiedenen Verfahrensansätze zur Bildverarbeitungsalgorithmik der

---

<sup>6</sup> Darüber hinaus könnte eine solche Open-Source-Plattform auch der Entwicklung von Bilderkennungsalgorithmen für die Zustandserfassung in Bereichen, die nicht Gegenstand dieser Kooperation sind deutlich beschleunigen. Diese sind z. B. die Zustandserfassung von Straßenoberflächen, Schienen, Wasserleitungen oder Pipelines.

einzelnen Arbeitsgruppen ermöglicht werden: Ein gemeinsames Benchmarking würde die objektive Vergleichbarkeit der Verfahren z. B. hinsichtlich von Laufzeit und Performance ermöglichen. Entsprechend wäre gewährleistet, dass den Nutzern stetig der aktuelle internationale Entwicklungsstand einer Bilderkennungssoftware verfügbar wäre.

In diesem Zusammenhang sollte ebenfalls eine Weiterentwicklung und insbesondere Zusammenführung der existierenden Algorithmen zur Detektion schadensfreier Bereiche sowie Stutzen bzw. Anschlüssen erfolgen. Hierdurch wäre gewährleistet, dass die bestehenden Entwicklungsansätze kurzfristig Praxisreife im Sinne einer spürbaren Entlastung der Inspektoren bei der Inspektion des Altbestandes erlangen könnten. Diese Weiterentwicklung kann aufgrund der damit eng umfassten Aufgabenstellung und aufgrund der eigenen sowie der in anderen Projektgruppen erreichten und offen kommunizierten Erfahrungen gezielt mit überschaubarem Aufwand erfolgen. Die entsprechenden Arbeitsschritte sind:

- Einbindung von Vorder- und Rückansicht in die Bildanalyse. Das Panoramo-System erzeugt in einer Durchfahrt zwei unabhängige Sichten auf dieselbe Situation. Bislang wird die Abwicklung ausschließlich aus den Daten der Frontkamera generiert. Eine "Zweitansicht" mit den Daten der Rückkamera, die jedoch mit unterschiedlichen Belichtungen erzeugt wurde, wird die Erkennungsleistung der bereits verfügbaren Algorithmen erheblich verbessern. Beispielsweise könnten so die Anschlüsse, die schräg zum Rohr abgeführt werden und sich deshalb durch Spiegelungen im abführenden Rohr nicht als runder dunkler Bereich darstellen, in der Rückansicht (nun blickt die Kamera direkt in Richtung des Anschlussrohres) besonders einfach detektiert werden.
- Vermessung von Lageabweichungen. Durch Hinzunahme der Frontansicht lassen sich axiale Lageabweichungen einfach - auch automatisch - erkennen. Diese Daten werden bislang auch noch nicht zur Auswertung herangezogen.
- Bildverzerrung. Zur quantitativen Erfassung einer Schadensgeometrie, beispielsweise Größen und Längenmessungen, muss der Abbildungsmaßstab exakt sein. Deshalb müssen hierfür Bildverzerrungen, die bei der Rekonstruktion des Abwicklungsbildes aufgrund einer nicht-zentrischen Kameraführung entstehen, ausgeglichen werden. Derartige Algorithmen wurden von der WinCan-Arbeitsgruppe bereits vorgestellt.
- Überlagerung und Verlaufskontrolle. Weitgehend unerforscht ist der Bereich der kontinuierlichen Zustandserfassung durch automatisierte Verlaufskontrolle. Werden mehrere Inspektionen einer Haltung im Abstand einiger Jahre durchgeführt - was in

Zukunft immer öfter der Fall sein wird - so können die Bilddaten in Bezug zu einander gesetzt werden. Dies wurde bereits im Vorfeld der Projektphase 2 von der OZEK-Gruppe und jüngst auch von anderen Arbeitsgruppen vorgeschlagen. Auch diese Verknüpfung zusätzlicher Bilddaten lässt weitere Verbesserungen einer automatischen Zustandsklassifikation erwarten.

Diese Erweiterungen werden nach wie vor als viel versprechend angesehen und sollten aus ökonomischer wie ökologischer Sicht in weiteren Forschungs- und Entwicklungsvorhaben vorangetrieben werden.

## 6 Maßnahmen zur Verbreitung der Vorhabensergebnisse

Die Verbreitung der Vorhabensergebnisse erfolgte im Rahmen internationaler Veröffentlichungen und Vorträge. Darüber hinaus waren und sind die Ergebnisse also die entwickelten Methoden aber auch Grundlage und Referenz für weitere beantragte und z.T. bewilligte F&E-Vorhaben.

### 6.1 Veröffentlichungen und Vorträge mit Bezug zum Vorhaben (Phase 1 und Phase 2)

Deserno, T.M., Güld, M.O., Plodowski, B., Spitzer, K., Wein, B.B., Schubert, H., Ney, H., Seidl, T. (2008): Extended query refinement for medical image retrieval. Journal of Digital Imaging 2008; 21:280-9.

Deserno, T.M., Liao, W., Müller, K.: Combining side scan and front view image analysis for objective server assessment. International Water Association, 3<sup>rd</sup> Leading Edge Conference on Strategic Asset Management, Miami, Florida, USA, Nov. 2009.

Fischer, B.; Hunger, W.; Lehmann, T.; Müller, K.; Schäfer, T.: Objective Condition Establishment of Sewer Systems. In: Proceedings 2nd International IWA Conference on Sewer Operation and Maintenance SOM 06. Wien, 26-28 2006

Müller, K.: Einsatzmöglichkeiten von Bilderkennungsverfahren zur Zustandserfassung von Kanalisationen. Tagungsband zum 7. Kölner Kanal Kolloquium; Aachener Schriften zur Stadtentwässerung, Band 9, Institut für Siedlungswasserwirtschaft der RWTH Aachen. Aachen, 2006

Müller, K.: Strategien zur Zustandserfassung von Kanalisationen. Dissertation, Aachener Schriften zur Stadtentwässerung, Band 7, Institut für Siedlungswasserwirtschaft der RWTH Aachen. Aachen, 2006

Müller, K., Fischer, B., Lehmann, Th, Hunger, W., Schäfer, Th.: Forschungsprojekt Bilderkennung – Ergebnisse der ersten Projektphase. Bi UmweltBau, Heft 5.2006 Oktober 2006

Müller, K.: Wie verändern Bilderkennungsverfahren die Auswertung bei der Kanalinspektion. Vortrag auf dem 20. Lindauer Seminar. Lindau, 01.03.-02.03. 2007

Müller, K., Pinnekamp, J. (Hrsg.): Zustandserfassung von Kanalisationen – Strategie und Management. Vortrag auf dem 8. Kölner Kanalkolloquium. Köln, Maternushaus, 18.-19.09.2007; Aachener Schriften zur Stadtentwässerung, Band 11, ISBN 978-3-938996-14-0

Müller, K.; Fischer, B.: Objective Condition Assessment of Sewer Systems. Vortrag auf 2<sup>nd</sup> Leading Edge Conference on Strategic Asset Management 2007, <http://lesam2007.Inec.pt>

Müller, K.; Fischer, B.: Zustandserfassung von Kanalisationen - Einsatzmöglichkeiten von Bilderkennungsverfahren. Gas Wasser Abwasser (gwa) Heft 4.2007, S. 249 – 254

## 6.2 Bewilligte F&E-Anträge mit Bezug zum Vorhaben

### 6.2.1 Entwicklung von digitalen Bilderkennungsalgorithmen zur Zustandsanalyse kommunaler Abwasserkanäle unter Nutzung perspektivischer Rohransichten

- Antragsteller:  
Institut für Medizinische Informatik der RWTH Aachen  
Forschungsinstitut für Wasser- und Abfallwirtschaft an der RWTH Aachen  
IBAK Helmut Hunger GmbH & Co KG
- Mittelgeber:  
Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschung (AiF)
- Veranlassung und Zielsetzung:  
Die grundsätzliche Möglichkeit, robust arbeitenden Bilderkennungsbausteine zu entwickeln, konnte durch die Ergebnisse der Phase 1 des durch die DBU geförderten Vorhabens "Entwicklung und Erprobung eines digitalen Bilderkennungs- und Bildverarbeitungsverfahrens zur objektiven Zustandserfassung von Kanalisationen" für die zweidimensionale Abwicklungsansicht nachgewiesen werden: Obwohl die optische Variabilität der zunächst zu erkennenden Anschlüsse und Muffen erheblich ist, werden diese Kanalmerkmale bereits mit einer hohen Sicherheit automatisch detektiert. Für die Erkennung von Rohren mit optischen Auffälligkeiten bzw. schadensfreier Rohre konnten darüber hinaus robuste Konzepte entwickelt und validiert werden. Um ein für den Praxiseinsatz wirkungsvolles Werkzeug gestalten zu können, wird dieser Ansatz nun in einer zweiten von der DBU geförderten Projektphase durch die Entwicklung weiterer Algorithmen für die zweidimensionale Abwicklungsansicht konsequent vervollständigt.  
Eine Vielzahl von Schadensbildern wird jedoch nur dann eindeutig über Bilderkennungsalgorithmen erkennbar und damit klassifizierbar sein, wenn ergänzend zur standardisierten zweidimensionalen Abwicklungsansicht eine perspektivische Ansicht generiert und analysiert wird. Hier besteht unabhängig von den aus laufenden Vorhaben zu erwartenden Ergebnissen Forschungs- und Entwicklungsbedarf.

Gegenstand der bewilligten technologischen vorwettbewerblichen Entwicklung ist daher die Entwicklung und Validierung einer Bilderkennungssoftware zur Analyse perspektivischer Bilder hinsichtlich sichtbarer Schäden an Abwasserrohren sowie einer Algorithmik zur Überlagerung von zu verschiedenen Zeitpunkten gewonnenen Abwicklungsansichten, um die Zustandsentwicklung des Abwasserkanals quantitativ valide zu beurteilen und prognostizieren zu können.

### 6.2.2 Erfassung kommunaler Infrastrukturdaten mit Georadar und Medizinischer Bildverarbeitung

- Antragsteller:  
Institut für Medizinische Informatik der RWTH Aachen  
Forschungsinstitut für Wasser- und Abfallwirtschaft an der RWTH Aachen  
GBM Wiebe Gleisbaumaschinen GmbH, Achim
- Mittelgeber:  
RWTH Aachen (Exzellenz-Förderung der RWTH, da Thematik als besonders innovativ und zukunftsweisend bewertet)
- Veranlassung und Zielsetzung:  
Die automatische digitale Erfassung von kommunalen Infrastrukturdaten (Schächte, Sonderbauwerke, Leitungen wie Gas, Wasser, Abwasser, etc.) ist wesentliche Voraussetzung für deren Wertermittlung, ordnungsgemäßen Betrieb und Erhalt. Das neuartige Georadar ist eine Technik, mit der dies großflächig, präzise und prinzipiell auch schnell möglich ist. Die Interpretation und Auswertung der Messdaten ist aber derzeit mit erheblichem manuellem Aufwand verbunden. Grundidee des den Antrag stellenden Konsortiums ist, dass sich Daten aus Georadarmessungen mit Methoden visualisieren und auswerten lassen, die für die Diagnostik basierend auf medizinischem Ultraschall entwickelt wurden: Sowohl Georadar- als auch medizinische Ultraschallmessung beruhen auf der Auswertung von Reflexionsmuster an Materieübergängen im zu untersuchenden Körper.  
Ziel des hier beantragten Vorhabens ist der Nachweis, dass die für den medizinischen Ultraschall entwickelten und erprobten Algorithmen zur Bildbearbeitung und Bilderkennung grundsätzlich auf das Georadar adaptierbar sind. Damit wäre eine wesentliche Grundlage für weitere Forschungsaktivitäten auf europäischer Ebene gegeben.



## 7 Literatur

- ATV (1991): M 143, Inspektion Sanierung und Erneuerung von Entwässerungskanälen und Leitungen. ATV-Merkblatt M 143, Teil 1: Grundlagen, 1989; Teil 2: Optische Inspektion, 1991
- ATV (1999): M 149, Zustandserfassung, -klassifizierung und -bewertung von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden. ATV-Merkblatt M 149, 1999
- ATV-DVWK (1996): Zahlen zur Abwasser- und Abfallwirtschaft. ATV-Informationen, Hennef 1996
- ATV-DVWK (2003): Fremdwassersituation in Deutschland, Arbeitsbericht der Arbeitsgruppe ES-1.3 „Fremdwasser“, eingereicht zur Veröffentlichung in der KA - Wasserwirtschaft, Abwasser, Abfall, 2003
- ATV-DVWK (2003): M 152, Umsteigekatalog von ATV-M 143-2 Inspektion, Instandsetzung, Sanierung und Erneuerung von Abwasserkanälen und -leitungen Teil 2: Optische Inspektion (Ausgabe April 1999) zu DIN EN 13508-2 Zustandserfassung von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion, 2003
- BERGER, C. LOHAUS, J. WITTNER, A. SCHÄFER, R. (2001): Der Zustand der Kanalisation in der Bundesrepublik Deutschland Ergebnisse der ATV-Umfrage 2001 Korrespondenz Abwasser, 2002, H. 3, S. 302
- BMBRS (2004): Arbeitshilfen Abwasser Hrsg.: Bundesministerium für Raumordnung, Bauwesen und Städtebau, 2. Auflage, 2004-09-06 <http://www.arbeitshilfen-abwasser.de>
- BÖLKE, K.-P. (1996): Kanalinspektion - Schäden erkennen und dokumentieren Springer Verlag Berlin Heidelberg New York, 1996
- BÖLKE, K.-P. (2004): Welche Vorteile bringt die Anwendung der EN 13508 2? Wiener Mitteilungen, Institut für Siedlungswasserbau, Industrierewasserwirtschaft und Gewässerschutz der Universität für Bodenkultur, Wien, Band 186, 2004
- CANNY, J.F. (1986): A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8 (6), 679-698, 1986

- DESERNO, T.M., GÜLD, M.O., PLODOWSKI, B., SPITZER, K., WEIN, B.B., SCHUBERT, H., NEY, H., SEIDL, T. (2008): Extended query refinement for medical image retrieval. *Journal of Digital Imaging* 2008; 21: 280-9.
- DIN-EN 13508 (2003): Zustand von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden DIN-EN 13508 Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion (Entwurf) Beuth Verlag GmbH, Berlin, 2003
- DIN-EN 752 (1996): Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden. DIN-EN 752 Teil 2: Sanierung. Beuth Verlag GmbH, Berlin, 1997
- DIN-EN 752 (1997): Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden. DIN-EN 752 Teil 5: Sanierung. Beuth Verlag GmbH, Berlin, 1997
- DIRKSEN, J., GOLDINA, A.; TEN VELDHUIS, J.A.E. & CLEMENS, F.H.L.R. (2007): The role of uncertainty in urban drainage decisions: uncertainty in inspection data and their impact on rehabilitation decisions. LESAM 2007 2nd Leading Edge Conference on Strategic Asset Management LNEC, Lisboa 17-19 October, 2007
- DWA (2006): M 149, Zustandserfassung und -beurteilung von Entwässerungssystemen außerhalb von Gebäuden. DWA Merkblatt Teil 2: Kodiersystem für die optische Inspektion, 2006
- ERTL, TH.FUCHS-HANUSCH, D. (2004): Inspektion - von der Vorbereitung bis zur Zustandsbewertung Wiener Mitteilungen, Institut für Siedlungswasserbau, Industrierewasserwirtschaft und Gewässerschutz der Universität für Bodenkultur, Wien, Band 186, 2004
- IBAK: Homepage der Fa. IBAK Helmut Hunger GmbH & Co. KG <http://www.ibak.de>
- IYER, S., SINHA, S.K. (2005): A robust approach for automatic detection and segmentation of cracks in underground pipeline images. *Image and Vision Computing* 2005; 23(---): 921-33
- IYER, S., SINHA, S.K. (2005b): Automated condition assessment of buried sewer pipes based on digital imaging techniques. *Journal of Indian Institute of Science*, Sep.–Oct. 2005, 85, 235–252, 2005
- IYER, S., SINHA, S.K. (2006): Segmentation of Pipe Images for Crack Detection in Buried Sewers. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 21, 395–410, 2006

- LEHMANN, T.M., OBERSCHELP, W., PELIKAN, E., REPGES, R. (1997): Bildverarbeitung für die Medizin. Grundlagen, Modelle, Methoden, Anwendungen. Springer-Verlag, Berlin 1997. ISBN 3-540-61458-3, 1997
- LEHMANN, T.M., PLODOWSKI, B., SPITZER, K., WEIN, B.B., NEY, H., SEIDL, T. (2004): Extended query refinement for content-based access to large medical image databases. Proceedings SPIE 2004; 5371: 90-98.
- LINDBERG, R. (1994): Scale Space Theory; Kluwer Academic Publishers, 1994
- LOWE, D. G. (2004): "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints". International Journal of Computer Vision 60 (2): 91-110
- MÜLLER, K. (2000): Gutachterliche Begleitung der Entwicklung eines Kanalsanierungskonzeptes für die Stadt Rheine Institut für Siedlungswasserwirtschaft, 2000 (unveröffentlicht)
- MÜLLER, K.; DOHMANN, M. (2002): Entwicklung eines allgemein anwendbaren Verfahrens zur selektiven Erstinspektion von Abwasserkanälen und Anschlussleitungen. Abschlussbericht Teil A: wissenschaftliche Untersuchungen. Institut für Siedlungswasserwirtschaft der RWTH Aachen (ISA), 12/2002
- PLENKER, TH. (2003): Multikriterielles Auswahlverfahren zur Bestimmung der bestgeeigneten Sanierungstechnik für individuelle Abwasserkanäle. Dresdner Beiträge zum Stadtbauwesen, Lehrstuhl Stadtbauwesen, Technische Universität Dresden, 2003
- PRATT, W.K. (1978): Digital Image Processing, Wiley, New York, 1978
- SCHINDLER M., STAMM C. (2007): Digitale Bildverarbeitung in der Röhreninspektion. IMVS Fokus Report 2007; 32-38
- SINHA, S.K., FIEGUTH, P.W. (2006): Segmentation of buried concrete pipe images. Autom in Constr 2006; 15(1): 47-57.
- STEIN, D. (1999): Instandhaltung von Kanalisationen. Ernst & Sohn Verlag für Architektur und technische Wissenschaften GmbH, 3. Auflage, 1999
- THAYER, S. (2009): Sewers revealed! Local sensor collaboration improve sewer inspection. INews ICES - The Institute of Complex Engineered Systems 2009;1-2.

- ZHONG, Q., SCHINDLER, M., STAMM, C. (2008): Lateral detection. Proceedings VMV 2008 - Visual, Modeling, and Visualization, Konstanz, Germany. p.1-10.

# ANHANG

## Parameter für die Muffenerkennung durch Fensterung und Projektion

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
sigma	Größe und Standardabweichung des Gauss'schen Filterkerns	1,00
tLow	Unterer Hystereseschwellwert	0,75
tHigh	Oberer Hystereseschwellwert	0,90
tEdge	Minimale Fläche einer aussagekräftigen Kante relativ zur Bildhöhe	0,10 (10%)
halfWW	Halbe Fensterbreite. Die Gesamtfensterbreite beträgt $2 \times \text{halfWW} + 1$	10
tHeight	Schwellwert für die Zeilenbelegung des Schiebefensters relativ zur Bildhöhe	0,42 (42%)

## Parameter für die globale Fließspurerkennung durch Fensterung

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
sigma	Größe und Standardabweichung des Gauss'schen Filterkerns	?
tLow	Unterer Hystereseschwellwert	?
tHigh	Oberer Hystereseschwellwert	?

## Parameter für die Fließspurerkennung durch Hough-Transformation

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
rBounds	In beiden Bildhälften zu ignorierender Randbereich relativ zur Bildhöhe	0,10 (10%)
sigma	Größe und Standardabweichung des Gauss'schen Filterkerns	4,80
tLow	Unterer Hystereseschwellwert	0,10
tHigh	Oberer Hystereseschwellwert	0,90

tEdge	Mindestbreite der Bounding Box einer interessanten Kante im Verhältnis zur breitesten Kante im Bild	0,25 (25%)
rBounds	Min/Max Bestimmung relativ zur Bildhöhe h. Das Minimum ‚rMin‘ für Parameter ‚r‘ liegt demzufolge bei $rMin = rBounds \times h$ . Für das Maximum ‚rMax‘ folgt dann $rMax = h - rMin$	0,10 (10%)
rStep	Diskretisierungsschritt für Wertebereich von Parameter ‚r‘	1,0
$\alpha$ Step	Diskretisierungsschritt für Wertebereich von Parameter ‚ $\alpha$ ‘	0,5
tExtract	Schwellwert zur Kandidatenbestimmung. Es werden die Akkumulatorzellen als Kandidaten bestimmt, deren Wert über ‚tExtract x Akkumulatormaximum‘ liegt.	0,10 (10%)
tConsensus	Schwellwert zur Wählerkreisbestimmung relativ zum Schwellwert zur Kandidatenbestimmung	0,50 (50%)
dR	Zu untersuchende Umgebung, in Akkumulatorzellen, in r-Richtung	5
d $\alpha$	Zu untersuchende Umgebung, in Akkumulatorzellen, in $\alpha$ -Richtung	5
tEdge	Mindestbreite der Bounding Box einer interessanten Kante im Verhältnis zur breitesten Kante im Bild	0,25 (25%)

**Parameter für die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Bounding-Box Kriterium**

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
useRed-Channel	Benutzung des Rotkanals zur Grauwertkonvertierung.	0 (falsch)
mSize	Seitenlänge des quadratischen Filterkerns.	7
threshold	Relativer Schwellwert zur Binarisierung. Ein Wert von etwa 10% bedeutet, dass der Schwellwert so gewählt wird, dass 10% aller Bildpunkte unterhalb diesem liegen.	0,10 (10%)
maxVSize	Maximale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200



maxHSize	Maximale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
eSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Erosion	9
dSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Dilatation	13
minVSize	Minimale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	40
minHSize	Minimale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	40
maxVSize	Maximale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
maxHSize	Maximale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
minAspectRat	Minimales Seitenverhältnis der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion von Breite zu Höhe	0,44
maxAspectRat	Maximales Seitenverhältnis der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion von Breite zu Höhe	2,25
tArea	Untere Schwelle für das Verhältnis der Fläche der Bounding Box zur Fläche der umschlossenen Komponente	0,50

### **Parameter für die Anschlusserkennung durch Binarisierung und Fläche-Kriterium**

<b>Parameter</b>	<b>Bedeutung</b>	<b>Defaultwert</b>
threshold	Relativer Schwellwert zur Binarisierung. Ein Wert von etwa 10% bedeutet, dass der Schwellwert so gewählt wird, dass 10% aller Bildpunkte unterhalb diesem liegen.	0,10 (10%)
eSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Erosion	9
dSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Dilatation	13
minArea	Minimale Fläche einer gültigen Anschlussregion	5000
maxArea	Maximale Fläche einer gültigen Anschlussregion	20000

### Parameter für die Anschlusserkennung durch Hough-Transformation

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
sigma	Größe und Standardabweichung des Gauss'schen Filterkerns	2,50
tLow	Unterer Hystereseschwellwert	0,70
tHigh	Oberer Hystereseschwellwert	0,85
factor	Definiert Abhängigkeit des Radius in x-Richtung ‚rx‘ von dem in y-Richtung ‚ry‘. Zu jedem Zeitpunkt ist also $rx = factor \times ry$ .	0,70
levels	Definiert die Größe des Akkumulators in z-Richtung	13
startradius	Definiert den kleinsten zu untersuchenden Radius in y-Richtung	30 pixel
ryStep	Legt fest, um wie viel der zu untersuchende Ellipsenradius in y-Richtung pro Akkumulatorebene erhöht werden soll. Der größte zu untersuchende Radius in y-Richtung ergibt sich dann aus $startradius + levels \times ryStep$	04 pixel
maxEllipses	Anzahl der untersuchten Lösungskandidaten. Dies sind die maxEllipses größten Zellen des Akkumulators.	8
thLevels	Anzahl der zu untersuchenden Akkumulatorebenen.	2

### Parameter für die Anschlusserkennung mit hybrider Ansatz

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
useRed-Channel	Benutzung des Rotkanals zur Grauwertkonvertierung.	0 (falsch)
mSize	Seitenlänge des quadratischen Filterkerns.	7
threshold	Relativer Schwellwert zur Binarisierung. Ein Wert von etwa 10% bedeutet, dass der Schwellwert so gewählt wird, dass 10% aller Bildpunkte unterhalb diesem liegen.	0,10 (10%)
maxVSize	Maximale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
maxHSize	Maximale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200

eSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Erosion	9
dSize	Seitenlänge des quadratischen Strukturelements für Dilatation	13
minVSize	Minimale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	40
minHSize	Minimale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	40
maxVSize	Maximale Breite der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
maxHSize	Maximale Höhe der Bounding –Box einer gültigen Anschlussregion	200
tArea	Untere Schwelle für das Verhältnis der Fläche der Bounding Box zur Fläche der umschlossenen Komponente	0,50
minQuality	Mindestqualität einer gültigen Anschlussregion	18

### **Parameter für die Rissdetektion nach der Methode von Iyer und Sinha**

<b>Parameter</b>	<b>Bedeutung</b>	<b>Defaultwert</b>
mSize	Seitenlänge des quadratischen Filterkerns für die Medianfilterung	13
numAngles	Anzahl der zu verwendenden Linienmasken	18
elemLength	Länge der Linienmasken	12
lpSize	Seitenlänge des quadratischen Filterkerns	13
lpSigma	Standardabweichung des Filterkerns	2,0
lpThreshold	Schwellwert für die anschließende Binarisierung	20,0

### **Parameter für die Auffälligkeitserkennung segmentweise durch Entropie-Filter**

<b>Parameter</b>	<b>Bedeutung</b>	<b>Defaultwert</b>
tileWidth	Kachelbreite	60
tileHeight	Kachelhöhe	60

tEntropy	Entropieschwellwert	0,87
----------	---------------------	------

### **Parameter für die Auffälligkeitserkennung durch Kantenlängenanalyse**

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
darkPixel	Alle Grauwerte gleich oder unterhalb dieses Wertes werden als „dunkel“ definiert	32
tHeight	Besitzt eine Spalte mindestens diesen Anteil an dunklen Pixeln, wird sie als auffüllende Spalte erkannt	0,35 (35%)
mSize	Seitenlänge des quadratischen Filterkerns	7
binThresh- hold	Alle Grauwerte unterhalb dieses Wertes werden Vordergrund	23
minVSize	Minimale Breite eines gültigen Schachtes / schwarzen Bereichs	125
minHSize	Minimale Höhe eines gültigen Schachtes / schwarzen Bereichs	150
tArea	Minimal erforderliches Verhältnis der Fläche der Bounding Box zur Fläche der umschlossenen Komponente	0,6f

### **Parameter für die Muffenklassifikation bzgl. Lageabweichung anhand Kantenabstandsprofil**

Parameter	Bedeutung	Defaultwert
sigma	Größe und Standardabweichung des Gauss'schen Filterkerns	1,00
tLow	Unterer Hystereseschwellwert	0,75
tHigh	Oberer Hystereseschwellwert	0,90
tEdge	Minimale Fläche einer aussagekräftigen Kante relativ zur Bildhöhe	0,10 (10%)
tClassify	Minimaler Wert des Medians zur Annahme einer Lageverschiebung	20