



Technische Universität München  
Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik  
Lehrstuhl für Datenverarbeitung

# Videobasierte Rauchdetektion durch mehrfache Bewegungsschätzung und Anpassungen für geringe Rauchdichten

**Anton Stadler**

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

**Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)**

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Bernhard Seeber  
Prüfer der Dissertation: 1. Prof. Dr.-Ing. Klaus Diepold  
2. Prof. Dr.-Ing. Eckehard Steinbach

Die Dissertation wurde am 17.11.2016 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik am 07.05.2017 angenommen.



---

## Zusammenfassung

Das frühzeitige Detektieren von Bränden ist essentiell für die Vermeidung und Verringerung hoher Schäden. Videokameras können gegenüber konventionellen, typischerweise unter der Decke montierten Branddetektionssystemen die Alarmzeit signifikant reduzieren. Besonders in großen Hallen mit hohen Decken besitzen Videokameras den Vorteil, dass die Detektion bereits bei Sichtbarkeit von Rauch an der Brandquelle erfolgen kann. In der Regel sind die Rauchentwicklung und der Rauchaufstieg bereits in Brandfrühphasen erkennbar.

In dieser Arbeit wird analysiert, wie die Bewegung von Rauch anhand videobasierter Methoden detektiert werden kann.

Im Vergleich verschiedener Bildverarbeitungstechniken erweist sich die Bewegungsschätzung als effektivstes Merkmal. Eine Analyse von Strömungsmessungen zeigt, dass durch die videobasierte Bewegungsschätzung das Aufstiegsverhalten von Rauch in hoher Genauigkeit erfasst werden kann. Ein auf Bewegungsschätzung basierendes Detektionsverfahren wird vorgestellt und auf geringe Bewegungsgeschwindigkeiten sowie geringe Rauchdichten hin optimiert. Unter Berücksichtigung der Optimierungsergebnisse wird das Rauchdetektionssystem um eine mehrfache Bewegungsschätzung erweitert, um für verschiedene Entfernungen geeignete Konfigurationen bereitzustellen. Die Bewegungsschätzung auf Differenzbildern verbessert zudem die Detektionsraten bei geringen Rauchdichten erheblich.

## Abstract

Early detection of fires is essential for prevention and reduction of damage. In contrast to conventional fire detection systems that are typically mounted below the ceiling, video cameras can significantly reduce alarm times. Especially in large halls with high ceilings video cameras have the advantage that fires can be detected when smoke is visible at the fire source. Generally smoke is apparent already in early fire stages.

This work will analyze, how smoke motion can be detected by video based methods.

Comparing different image processing features, estimation of optical flow proves most suited for smoke detection. An analysis of smoke flows shows that motion estimation captures the ascending behavior of smoke in high accuracy. A smoke detection system based on optical flow is presented and optimized for detection of low motion speeds and low smoke densities. Considering the optimization results, the proposed smoke detector is extended by multiple flow systems to provide appropriate configurations for different distances to fire sources. Additionally, motion estimation on difference images improves the detection rates of smoke with low densities significantly.



---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Motivation</b>	<b>1</b>
1.1	Übersicht verschiedener Branddetektionssysteme . . . . .	2
1.2	Einsatzgebiete der videobasierten Rauchdetektion . . . . .	4
1.3	Stand der Technik . . . . .	7
1.4	Offene Fragestellungen . . . . .	9
1.4.1	Verschiedene Ausprägungsformen von Rauch . . . . .	9
1.4.2	Kriterien für Bildverarbeitungsmerkmale . . . . .	9
1.4.3	Benutzung der Bewegungsinformationen . . . . .	10
1.5	Inhalte und Ziele . . . . .	10
1.6	Strukturierung und zentrale Erkenntnisse . . . . .	11
<b>2</b>	<b>Brandszenarien, Anforderungen und Datenbank</b>	<b>13</b>
2.1	Brände und Szenarien . . . . .	13
2.1.1	Eigenschaften der zu überwachenden Hallen . . . . .	14
2.1.2	Detektion von Schwelbränden . . . . .	15
2.1.3	Zurückweisung von Störgrößen . . . . .	17
2.2	Anforderungen an videobasierte Rauchdetektionssysteme . . . . .	17
2.3	Videodatenbank . . . . .	21
<b>3</b>	<b>Bildverarbeitungsmerkmale für die Rauchdetektion</b>	<b>23</b>
3.1	Intensität und Farbe . . . . .	23
3.2	Lokale Bildenergie . . . . .	25
3.3	Größe und Kontur . . . . .	30
3.4	Aufwärtsbewegung . . . . .	33
3.5	Bewertung der Merkmale . . . . .	36
<b>4</b>	<b>Bewegungsmodell für Rauch</b>	<b>39</b>
4.1	Physikalische Eigenschaften der Verbrennung und Rauchausbreitung . . . . .	39
4.2	Berechnung der Strömungsgeschwindigkeiten . . . . .	41
4.3	Bewegungsbeschreibung der Rauchsäule . . . . .	42
4.3.1	Turbulenzverhalten und Sichtbarkeit der Rauchbewegung . . . . .	42
4.3.2	Rekonstruktion der Bewegungsgeschwindigkeiten . . . . .	44
4.4	Verifikation der berechneten Strömungen . . . . .	45
4.5	Erwartete Bewegungsgeschwindigkeit in der Bildebene . . . . .	46
4.6	Zusammenfassung des Bewegungsmodells . . . . .	47
<b>5</b>	<b>Konzept eines Rauchdetektionsverfahrens</b>	<b>49</b>
5.1	Vorfilterung . . . . .	50
5.1.1	Merkmale zur Bildfilterung . . . . .	50
5.1.2	Kategorisierung verschiedener Bildbereiche . . . . .	51

5.2	Bewegungsanalysen . . . . .	51
5.2.1	Erwartete Winkel und Geschwindigkeiten . . . . .	52
5.2.2	Akkumulation der Bewegungsinformationen . . . . .	53
5.3	Verifikation . . . . .	53
5.3.1	Zeitliche Verifikation . . . . .	55
5.3.2	Verifikation durch Gegenseitenanalyse . . . . .	55
5.4	Evaluierung des Konzepts . . . . .	56
5.4.1	Ergebnisse der Rauchdetektion . . . . .	57
5.4.2	Robustheit gegenüber Störgrößensequenzen . . . . .	59
5.5	Diskussion . . . . .	59
5.5.1	Rauchdichten . . . . .	60
5.5.2	Entfernungen . . . . .	61
5.5.3	Störgrößen . . . . .	62
5.5.4	Verbesserungsmöglichkeiten des Rauchdetektionsverfahrens . . . . .	63
5.6	Schlussfolgerungen . . . . .	63
<b>6</b>	<b>Optimierung der Bewegungsschätzung für die Rauchdetektion</b>	<b>65</b>
6.1	Rahmen der Optimierung . . . . .	66
6.1.1	Anforderungen an Bildverarbeitungsdaten . . . . .	66
6.1.2	Optimierungsdatenbank . . . . .	67
6.1.3	Evaluierungsmaße . . . . .	68
6.2	Verschiedene Verfahren zur Bewegungsschätzung . . . . .	70
6.2.1	Qualitativer Vergleich verschiedener Verfahren . . . . .	70
6.2.2	Parametrierungen und Eigenschaften der Verfahren . . . . .	72
6.2.3	Ergebnisse und Diskussion . . . . .	73
6.2.4	Zusammenfassung . . . . .	74
6.3	Zeitliche und örtliche Auflösung bei hohen Entfernungen . . . . .	76
6.3.1	Ergebnisse und Diskussion . . . . .	76
6.3.2	Zusammenfassung . . . . .	78
6.4	Zeitliche und örtliche Auflösung bei geringen Entfernungen . . . . .	78
6.4.1	Ergebnisse und Diskussion . . . . .	80
6.4.2	Zusammenfassung . . . . .	80
6.5	Optimierung für geringe Rauchdichten . . . . .	81
6.5.1	Entfernen des Hintergrunds . . . . .	81
6.5.2	Simulation zur Verwendung hintergrundbereinigter Eingangsbilder . . . . .	83
6.5.3	Ergebnisse und Diskussion . . . . .	84
6.5.4	Zusammenfassung . . . . .	85
6.6	Zentrale Erkenntnisse . . . . .	85
<b>7</b>	<b>Rauchdetektionssystem mit mehrfacher Bewegungsschätzung</b>	<b>87</b>
7.1	Beschreibung des erweiterten Rauchdetektionsverfahrens . . . . .	87
7.2	Vergleich mit dem Rauchdetektionskonzept . . . . .	89
7.3	Systemevaluierung anhand des Testdatensatzes . . . . .	90
7.3.1	Installationsbeschreibung . . . . .	90
7.3.2	Ergebnisse der Brandversuche . . . . .	92
7.3.3	Diskussion der Ergebnisse . . . . .	92
7.3.4	Auswertung der Robustheit gegenüber Störgrößen . . . . .	93

7.4	Vergleich mit Rauchmeldern bei Norm-Testbränden . . . . .	93
7.5	Bewertung des Rauchdetektionssystems . . . . .	94
<b>8</b>	<b>Resümee</b>	<b>97</b>
8.1	Zusammenfassung und Ergebnisse . . . . .	97
8.2	Ausblick . . . . .	98
<b>A</b>	<b>Grundlagen der Bewegungsschätzung</b>	<b>101</b>
A.1	Horn-Schunck-Verfahren als Ausgangspunkt differentieller Verfahren . . . . .	103
A.2	Robuste differentielle Bewegungsschätzung . . . . .	105
A.3	Brox-Verfahren . . . . .	106
A.4	TVL1-Verfahren . . . . .	107
A.5	Lucas-Kanade-Verfahren . . . . .	108
A.6	Simple-Flow-Verfahren . . . . .	109
<b>B</b>	<b>Evaluierungsergebnisse der Vergleichsdatenbank</b>	<b>111</b>
<b>C</b>	<b>Ergebnisse der Optimierungen</b>	<b>113</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>117</b>
	<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>127</b>



# 1 Motivation

Die amerikanische *National Fire Protection Association* erfasste für die USA in den Jahren 2006 bis 2010 etwa 42800 Brände in Industrieanlagen. Der Gesamtschaden betrug 951 Millionen Dollar, zudem verursachten die Brände 22 Todesopfer und über 300 Verletzte [29]. Die Gefahr, die von Bränden ausgeht, und potenziell hohe Schäden veranlassen Betreiber solcher Anlagen, schnelle Brandmeldesysteme einzusetzen. In industriell genutzten Anlagen mit großen Raumhöhen kann eine schnelle Branddetektion mit konventionellen Brandmeldetechniken häufig nicht gewährleistet werden. Mit videobasierten Systemen besteht hingegen die Möglichkeit, Flammen und Rauch direkt an der Brandquelle zu detektieren und frühzeitig Alarm auszulösen.

Abhängig vom Brandmaterial und den Umgebungsbedingungen erfolgt die Brandentwicklung in unterschiedlichen Verläufen. In den meisten Fällen entstehen in Brandfrühphasen *Pyrolysegase*<sup>1</sup>. Flammen erfordern eine wesentlich höhere Temperatur und entstehen erst zu einem späteren Zeitpunkt. Abbildung 1.1 stellt eine exemplarische Brandentwicklung dar. Rauch dominiert zu Brandbeginn. Nach dem *Flash-Over*<sup>2</sup>, bei dem sich die Pyrolysegase entzünden und der Brand auf umgebende Brandmaterialien übergreift, steigt auch die Temperatur rapide an. Rauch kann daher als Frühindikator von Bränden betrachtet werden. Bei frühzeitigem Eingreifen nach Brandentstehung und Aktivieren von Brandbekämpfungsmaßnahmen können höhere Brandschäden vermieden werden.

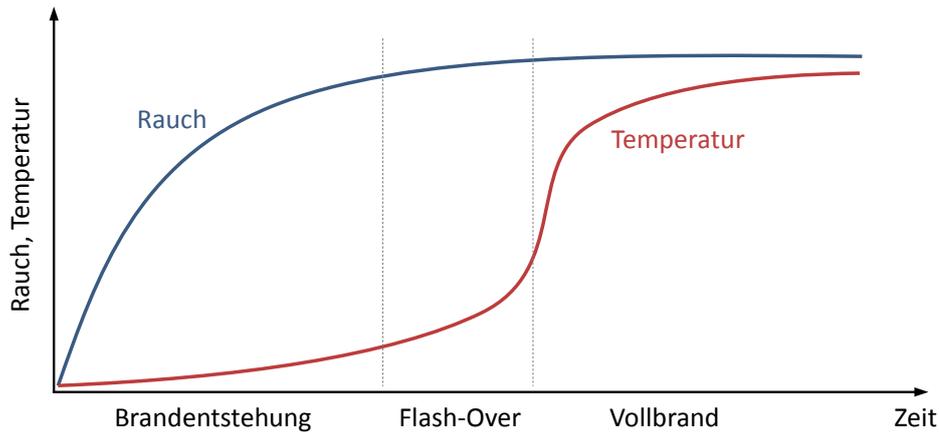
Die Detektion von Rauch ist daher die Hauptanforderung an videobasierte Brandmeldesysteme, wenn das Potenzial der schnellen Branddetektion voll ausgeschöpft werden soll. In dieser Arbeit wird ein innovatives videobasiertes Konzept zur Rauchfrüherkennung vorgestellt, mit dem die Möglichkeit besteht, Rauch direkt über der Brandquelle zu detektieren.

Die Motivation, videobasierte Systeme zur Branddetektion einzusetzen, resultiert aus dem Vergleich zu konventionellen Systemen. Daher werden in Abschnitt 1.1 die Funktionsweisen und Installationsbedingungen verschiedener Branddetektionssysteme gegenübergestellt. In Abschnitt 1.2 werden typische Szenarien vorgestellt, aus denen die Vorteile videobasierter Branddetektionssysteme gegenüber anderen Branddetektionssystemen besonders deutlich hervorgehen und in denen videobasierte Systeme bereits eingesetzt werden. In Abschnitt 1.3 werden häufig verwendete Methoden vorgestellt, auf die bei der videobasierten Rauchdetektion zurückgegriffen wird. Die generelle Problemstellung, die sich aus dem Stand der Technik ergibt, wird in Abschnitt 1.4 diskutiert. In Abschnitt 1.5 werden

---

<sup>1</sup>*Pyrolyse* ist die Spaltung organischer Verbindungen bedingt durch hohe Temperaturen. Ein Pyrolysegas ist eine gasförmige Mischung der Pyrolyseprodukte.

<sup>2</sup>Bei einem *Flash-Over* entzünden sich die Pyrolysegase durch zusätzliche Sauerstoffzufuhr schlagartig.



**Abbildung 1.1:** Typischer Verlauf einer Brandentstehung. Starke Rauchentwicklung zu Beginn, starke Temperaturentwicklung nach dem Flash-Over. Bildquelle: [109]

die Ziele dieser Arbeit und deren Beitrag zum Forschungsgebiet der videobasierten Branddetektion dargestellt. Eine Übersicht der Struktur dieser Arbeit in Abschnitt 1.6 schließt dieses Kapitel ab.

## 1.1 Übersicht verschiedener Branddetektionssysteme

Bei der Installation der meisten Rauchdetektionssysteme wird der Effekt genutzt, dass heißer Rauch aufsteigt und sich unter der Decke eines Raums verdichtet und ausbreitet. Die meisten Branddetektionssysteme werden deshalb unter der Deckenebene installiert. In den folgenden Abschnitten werden die Funktionsweisen und Installationsbedingungen häufig verwendeter Brandmelderarten dargestellt, die Rauchpartikel detektieren. Darüber hinaus wird auf andere Brandmelderarten hingewiesen, die nicht Rauch, sondern andere Brandeigenschaften zur Detektion verwenden. Abschließend werden die Eigenschaften verschiedener Brandmeldertypen gegenübergestellt.

**Photoelektrischer Rauchmelder** Die bekannteste Form der Rauchdetektoren stellen photoelektrische Rauchmelder dar. Sie kommen neben industriellen und kommerziellen Anwendungen auch in privaten Wohnungen zum Einsatz. Photoelektrische Rauchmelder bedienen sich des Lichtstreuungseffekts von Rauch. In einer Kammer sind eine Leuchtdiode und eine Photodiode so angebracht, dass kein Licht der Leuchtdiode die Photodiode trifft. Gelangt hingegen Rauch in die Kammer, streut er Licht von der Leuchtdiode auf die Photodiode, wodurch Alarm ausgelöst werden kann.

Photoelektrische Rauchmelder können zusätzlich mit chemischen Sensoren und Temperatursensoren erweitert werden, um auch die Detektion besonders raucharmer Brände zu ermöglichen. Rauch kann nur innerhalb der Rauchkammer detektiert werden. Die Überwachung großer Flächen erfordert deshalb die Installation vieler dieser Melder in kontinuierlichen Abständen.

**Optische Linearmelder** Optische Linearmelder bestehen aus einer offenen Lichtstrecke eines Infrarot-Lichtsenders und eines Empfängers. Gelangt Rauch in die Lichtstrecke, ab-

sorbiert dieser das vom Sender abgestrahlte Licht teilweise oder vollständig. Sender und Empfänger werden dabei an gegenüberliegenden Wänden angebracht. Zur einfacheren Installation können Sender und Empfänger im selben Gehäuse zusammengefasst werden. Der Lichtstrahl wird an der gegenüberliegenden Wand an einem Spiegel reflektiert. Die Länge des Überwachungsbereichs von optischen Linearmeldern ist in Deutschland auf eine Strecke von 100m limitiert [26]. Eine Rauchdetektion ist nur entlang des Lichtstrahls möglich.

**Ansaugrauchmelder** Ansaugrauchmelder bestehen aus einem Rohrsystem mit Öffnungen an definierten Positionen. Ein Ventilator saugt Luft durch die Öffnungen in die Ansaugrohre. Empfindliche Rauchmelder innerhalb der Rohrsysteme detektieren Rauch bereits bei geringen Rauchdichten. Im Gegensatz zu photoelektrischen Rauchmeldern und optischen Linearmeldern ist die Installation nicht nur unterhalb der Decke möglich. Ansaugrauchmelder ermöglichen daher auch an kritischen Stellen eine schnelle Rauchdetektion, der jedoch ein hoher Installationsaufwand für die Rohrverlegung gegenübersteht. Beispiele für eine spezielle Objektüberwachung können Schaltschränke oder Server sein [81]. Die Rohrlänge von Ansaugrauchmeldern ist durch die in *DIN EN 54-20*<sup>3</sup> [25] definierte maximale Transportzeit des Rauchs von Rohrende bis zum Detektor von 60s limitiert. Typischerweise werden Rohrlängen von etwa 60m erreicht [82].

**Weitere Branddetektoren** Neben Brandmeldern, die Rauchpartikel erkennen, kommen häufig andere Branddetektionstechniken zum Einsatz, die auf andere Brandmerkmale ansprechen. So reagieren die an der Decke montierten Sprinkleranlagen und linienförmige Wärmemeldern auf hohe Temperaturen oder Temperaturgradienten, die von Bränden verursacht werden. Infrarotkameras ermöglichen die Detektion von Hitzequellen, sofern diese sichtbar im Kamerablickfeld sind. Infrarot- oder UV-basierte Flammendetektoren erkennen das flackernde Verhalten von Flammen.

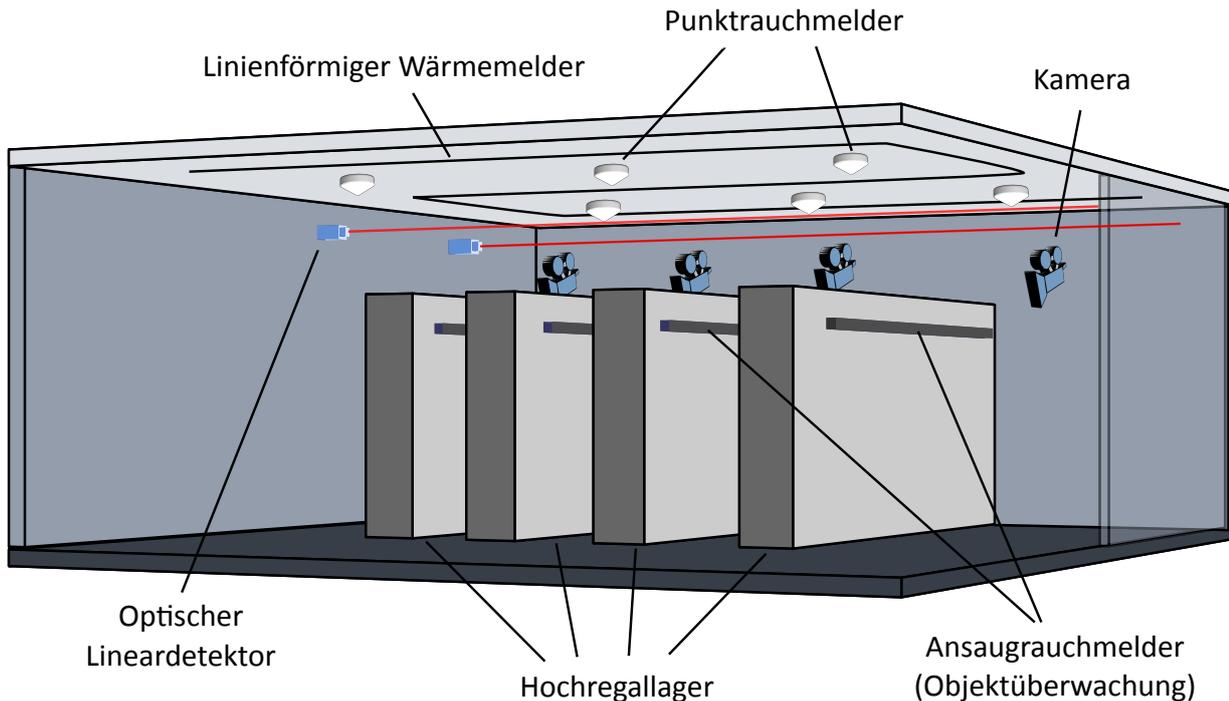
**Installationsbedingungen und Bewertung** Die Herausforderung bei der Auswahl der besten Branddetektionstechnik ist die Bestimmung eines Mittelwegs aus Detektionszuverlässigkeit und -geschwindigkeit. Branddetektionssysteme, die unter der Decke angebracht sind, weisen in der Regel eine hohe Zuverlässigkeit auf, während die Alarmgenerierung vergleichsweise viel Zeit in Anspruch nehmen kann. Eine schnellere Branddetektion, bei der Brände nicht am Detektor sondern näher am Brandort nachgewiesen werden, kann eine geringere Detektionszuverlässigkeit bewirken, da die Detektion nur an den speziell überwachten Positionen möglich ist. Für eine zuverlässige, schnelle Branddetektion können auch verschiedene Systeme kombiniert werden.

Auch die videobasierte Branddetektion ermöglicht die schnelle Erkennung von Bränden. Der Vorteil gegenüber anderen schnellen Brandmelderarten besteht in der Möglichkeit sowohl Flammen als auch Rauch zu detektieren. Da sich Rauch ausbreitet ist die Rauchdetektion möglich, selbst wenn sich die Brandquelle nicht im Kamerablickfeld befindet.

Abbildung 1.2 verdeutlicht exemplarische Installationen verschiedener Branddetektionssysteme für den Anwendungsfall eines Hochregallagers. Tabelle 1.1 fasst die Installationsbedingungen verschiedener Branddetektionssysteme zusammen.

---

<sup>3</sup>*DIN EN 54*: In den *EN 54* Normen vom *Deutschen Institut für Normung* sind Anforderungen und Testverfahren für Brandmeldesysteme festgelegt.



**Abbildung 1.2:** Exemplarische Installationen verschiedener Detektoren am Beispiel eines Hochregallagers.

## 1.2 Einsatzgebiete der videobasierten Rauchdetektion

In Außenbereichen oder Innenbereichen mit hohen Decken kann eine zuverlässige Branddetektion mit konventionellen Systemen häufig nicht ermöglicht werden. Rauch und Hitze steigen nicht oder nur langsam bis zur Decke. Besonders deutlich wird dieser Effekt bei Inversionslagen. Eine starke Sonneneinstrahlung auf Haus- oder Hallendächer erhöht die Temperatur unter der Decke, wodurch der Aufstieg von Rauch verhindert werden kann.

In Außenbereichen ist eine Anbringung von Wärmemeldern oder konventionellen Rauchmeldern nicht möglich. Videobasierte Branddetektoren besitzen in solchen Bereichen signifikante Vorteile gegenüber konventionellen Systemen. Sie besitzen die Möglichkeit, Flammen und Rauch direkt an der Brandquelle zu detektieren. Im Folgenden werden typische Anwendungsfälle hierfür vorgestellt – die videobasierte Detektion von Waldbränden, von Bränden in Tunneln und in Industrie- oder Lagerhallen. Dabei wird exemplarisch auf Produkte und wissenschaftliche Arbeiten verwiesen, die solche speziellen Anwendungsfälle adressieren.

**Waldbrände** Als Erstes wird mit videobasierter Branddetektion häufig die Frage verbunden, ob es möglich ist, Waldbrände zu erkennen. Durch die hohe Anzahl der weltweit auftretenden Waldbrände besitzen diese eine starke mediale Präsenz. Tatsächlich ist die Detektion von Waldbränden ein gefragter Anwendungsfall für die videobasierte Branddetektion, insbesondere deshalb, weil es außer Videokameras oder Wärmekameras kaum eine andere Möglichkeit gibt, Waldbrände in frühen Stadien zu erkennen. Demzufolge sind auch videobasierte Branddetektionssysteme auf dem Markt erhältlich, beispielsweise die Pro-

Branddetektionssystem	Brandmerkmal	Installationsposition	Exemplarische Anwendungsfälle
Photoelektrischer Rauchmelder	Rauch (Lichtstreuungseffekt)	Unter der Decke in gleichmäßigen Abständen	Wohnungen, Büros, öffentliche Gebäude
Optischer Linearmelder	Rauch (Lichtdämpfung)	Unter der Decke	Industrie- und Lagerhallen
Ansaugrauchmelder	Rauch (Lichtstreuungseffekt)	Unter der Decke (Raumschutz) oder an spezifischen Objekten (Objektschutz)	Industrie- und Lagerhallen, Serverräume und Reinräume
Sprinkleranlagen	Temperatur	Unter der Decke	Industrie- und Lagerhallen, Büros, öffentliche Gebäude
Linienförmiger Wärmemelder	Temperatur oder Temperaturgradient	Kabel unter der Decke	Tunnel und Parkgaragen
Flammendetektor	Flammen (Flackern)	Variable Position, freies Sichtfeld	Industrieanlagen, Außenbereiche möglich
Videobranddetektor	Flammen und/oder Rauch	Variable Position, freies Sichtfeld	Waldbranddetektion, Verkehrsüberwachung, Industrie und Lagerhallen

**Tabelle 1.1:** Vergleich von Branddetektionssystemen hinsichtlich der Brandmerkmale, Installationspositionen und Anwendungsfälle.

dukte von *Paratronic*<sup>4</sup> oder *Firewatch*<sup>5</sup>. Von den Systemen wird erwartet, eine Strecke von mehreren Kilometern zu überwachen. Dabei können Wind, Wolken und schlechte Wetter- oder Beleuchtungsverhältnisse die Branddetektion erschweren oder zu Falschdetektionen führen. Aufgrund der hohen Anforderungen ist die Weiterentwicklung von Algorithmen Gegenstand der Forschung. Im von 2009 bis 2012 laufenden EU-Projekt *Firesense*<sup>6</sup> wurde daher unter anderem die Weiterentwicklung videobasierter Rauchdetektionssysteme forciert. In den vergangenen Jahren erschienen zahlreiche auf Waldbranderkennung bezogene Veröffentlichungen [31, 44, 110, 111].

**Rauchdetektion mit Verkehrsüberwachungskameras** Ein weiteres Anwendungsfeld, in dem die videobasierte Branddetektion bereits eingesetzt wird, liegt in der Verkehrsüberwachung, etwa von Tunneln oder Parkhäusern. Da für die Verkehrsüberwachung häufig ein Kameranetzwerk existiert und gefordert ist, besteht die Möglichkeit, die Videobilder auch für die Branddetektion zu benutzen. Die Motivation, Brände in solchen Bereichen schnell zu detektieren, ist hoch. Hitze und giftige Brandgase werden in solchen Anlagen mit begrenzten Fluchtmöglichkeiten schnell zu lebensgefährlichen Bedrohungen.

Im *International Road Tunnel Fire Detection Research Project* wurden verschiedene Branddetektionstechniken für die Installation in Tunneln verglichen. Den videobasierten Detektoren wurden dabei meist schnelle Detektionsfähigkeiten zugesprochen. Jedoch ergaben sich Falschdetektionen bei Lichtreflexionen, Spiegelungen, Dämpfen und Schmutz [52, 53]. Darüber hinaus unterbinden die gewollten Luftzirkulationen die Verdichtung von Rauch, was die videobasierte Branddetektion erschwert. Die Erkennung von Bränden in Verkehrsüberwachungssystemen bleibt daher in der Forschung präsent. So befassen sich etwa die Arbeiten [21, 49, 95, 98] mit der Branddetektion für diesen Anwendungsfall.

**Industrie- und Lagerhallen** Einen weiteren Anwendungsfall für die videobasierte Rauchdetektion stellen große Hallen dar, beispielsweise Produktions- und Lagerhallen oder Flughafenhangars. Die Betreiber solcher Hallen haben großes Interesse, Brände früh zu erkennen, da Produktionsmaschinen und Waren in solchen Hallen einen hohen Wert besitzen. Nicht selten sind gelagerte Materialien leicht entzündlich. Durch die hohen Decken besitzen videobasierte Brandmeldesysteme höheres Potenzial zur Brandfrüherkennung als konventionelle Branddetektionssysteme, die einen Rauchdichte- oder Temperaturanstieg erfordern. Darüber hinaus versperren Maschinen, Fahrzeuge oder andere Gegenstände häufig die freie Sicht. Videobasierte Rauchdetektionssysteme besitzen gegenüber Flammendetektionssystemen zusätzlich den Vorteil, keine direkte Sicht auf die Brandquelle zu benötigen, da Rauch von der Brandquelle aufsteigt.

Einige bereits existierende Produkte adressieren besonders die Überwachung großer Hallen, wie zum Beispiel das videobasierte Branddetektionssystem *Signifire* der *Fike Group*<sup>7</sup>. Besonders ausführlich untersuchen Gotthuk und Dinaburg [27, 33] und Zaworski et al. [80] den Anwendungsfall der videobasierten Rauchdetektion in großen Hallen. Sie stellen auf der einen Seite das hohe Potenzial videobasierter Brandmeldesysteme dar, weisen auf

---

<sup>4</sup><http://www.paratronic.info/uk/risques-naturels/adelie/index.php> (eingesehen am 7.10.2016)

<sup>5</sup><http://www.fire-watch.de/why-firewatch> (eingesehen am 7.10.2016)

<sup>6</sup><http://www.firesense.eu> (eingesehen am 7.10.2016)

<sup>7</sup><http://www.fike.com/products/signifire-video-flame-smoke-intrusion-detection-system/> (eingesehen am 7.10.2016)

der anderen Seite auf Detektionsprobleme hin, die sich ergeben, wenn Brände, besonders Flammen, nicht vollständig sichtbar sind. Zudem lösen die videobasierten Brandmeldesysteme bei Rauch Alarm häufig erst nach mehreren Minuten aus, obwohl der Rauch schon deutlich früher sichtbar ist. Über die Fehlalarmraten werden keine Angaben gemacht.

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt auf der Detektion von Rauch in diesen Hallen. Gegenüber bisher existierenden Systemen wird besonders die Detektionszeit verglichen. Die konkreten Anforderungen werden in Kapitel 2 dargelegt.

**Öffentliche Einrichtungen** In großen öffentlichen Einrichtungen und Gebäuden wie Bahnhöfen, Flughäfen, Einkaufszentren oder Stadien sind konventionelle Brandmeldesysteme wie auch in industriell genutzten Gebäuden mit den in Abschnitt 1.1 beschriebenen Vor- und Nachteilen konfrontiert. Häufig existiert in Bahnhöfen oder Flughäfen, Hallen oder Stadien bereits eine Kamera-Infrastruktur. Durch eine erweiterte Algorithmik kann solch ein Kameranetzwerk zu einem Brandmeldesystem ausgeweitet werden. Im Brandfall sind in öffentlichen Einrichtungen schnell Menschenleben in Gefahr. Durch eine frühzeitige Detektion können schon im Brandfrühstadium zielgerichtete Evakuierungsmaßnahmen eingeleitet werden.

Auch in dieser Arbeit werden öffentliche Einrichtungen betrachtet. Der Fokus liegt dabei auf der Störalarmrobustheit in Videosequenzen aus solchen Einrichtungen.

## 1.3 Stand der Technik

Das große Interesse an der schnellen videobasierten Branddetektion trieb auch die Entwicklung neuer Methoden zur videobasierten Branddetektion voran. So wurden bereits in den 80er Jahren erste videobasierte Rauchdetektionssysteme vorgestellt [51, 73]. Die Forschung wurde seit Ende der 90er Jahre intensiviert und die Zahl der Publikationen wuchs seither kontinuierlich an [94]. Mit der wachsenden Rechenkapazität wurden fortgeschrittenere Bildverarbeitungstechniken eingesetzt. Auch Methoden der Mustererkennung wie *Support-Vektor-Maschinen* (SVM) oder Neuronale Netze erhielten häufiger Einzug in Rauchdetektionsverfahren [16, 38, 42, 96].

Auch wenn sich die Einsatzgebiete der Branddetektionssysteme sehr stark unterscheiden, können die grundlegenden Bildverarbeitungsmerkmale zu einigen wenigen Kategorien zusammengefasst werden. Diese haben unterschiedliches Potenzial zur Rauchdetektion in verschiedenen Brandbedingungen.

Neben der Detektionsfähigkeit von Rauch wird in bisherigen Arbeiten die Robustheit gegenüber Bildänderungen untersucht, die nicht durch Rauch hervorgerufen werden. Das können beispielsweise sich bewegende Personen, Fahrzeuge oder im Bild sichtbare Beleuchtungsänderungen sein. In dieser Arbeit werden Bildänderungen, die nicht durch Rauch verursacht werden, als *Störgrößen* bezeichnet.

Ziel dieses Abschnitts ist das Herausstellen einer Übersicht der für die Rauchdetektion verwendeten Merkmalskategorien. Dabei wird auch dargestellt, unter welchen Umgebungs- und Brandbedingungen sich die Merkmale verschiedener Kategorien besonders eignen. In Kapitel 3 werden verschiedene Merkmale exemplarisch implementiert und diskutiert.

**Farbe und Intensität** Im Gegensatz zu Flammen ist Rauch nicht selbstleuchtend. Die Farben von Rauch hängen von den Brandprodukten und der Umgebungsbeleuchtung ab. Meist dominieren in Brandfrühphasen graue bis weiße Farben mit geringer Farbsättigung. Die Intention der Farbanalyse besteht darin, Bildbereiche mit rauchunüblichen Farben auszuschließen. Hierfür werden in bisher veröffentlichten Verfahren wenig rechenintensive Filter verwendet [15, 18, 19, 49]. Solche Farbmerkmale eignen sich ausschließlich bei dichtem Rauch, der den Hintergrund überdeckt.

Darüber hinaus kann auch die langsame Verringerung der Farbsättigung oder die Veränderung der Farbwerte oder Intensitäten als Indiz für entstehenden, dichter werdenden Rauch angenommen werden [23, 66, 89, 90, 94]. Eine präzise Untersuchung der Farben für die Rauchdetektion erfolgt in Abschnitt 3.1.

**Energie** Des Weiteren wurden verschiedene Arbeiten vorgestellt, welche die Energie in verschiedenen Bildbereichen analysieren. In der Regel erfassen die in diesen Arbeiten vorgestellten Merkmale die Unregelmäßigkeiten einzelner Bildabschnitte, beispielsweise durch die Betrachtung hoher Wavelet-Frequenzen [66, 89, 90, 100].

Die Erwartung ist, dass die Energie im Falle von Rauch langsam abnimmt, da die Details des Hintergrunds langsam verschwinden. Merkmale dieser Art werden deshalb in der Regel besonders dafür eingesetzt, dichter werdenden Rauch zu detektieren. Eine exemplarische Analyse der Energie-Merkmale erfolgt in Abschnitt 3.2.

**Form, Größe und Kontur** Zudem wurden Merkmale vorgestellt, die auf Formanalysen der Rauchbereiche beruhen. Dabei können zwei unterschiedliche Herangehensweisen beobachtet werden. Auf der einen Seite soll das Anwachsen von Rauchflächen analysiert und als Indiz für Rauch verwendet werden [32, 68]. Auf der anderen Seite wird angenommen, dass Rauch durch das turbulente Brandverhalten eine raue Umrisslinie besitzt [89, 91, 93, 94, 99] und diese kontinuierlichen Veränderungen unterliegt. Um die Formanalysen präzise durchführen zu können, setzen diese Merkmale dichten Rauch voraus. Die Einsetzbarkeit dieser Merkmale wird in Abschnitt 3.3 detailliert untersucht und diskutiert.

**Aufsteigendes Verhalten** Das aufsteigende Verhalten ist eine typische Eigenschaft von Rauch, die daher resultiert, dass die Temperatur der Verbrennungsprodukte wesentlich höher ist als die der umgebenden Luft. Das videobasierte Erkennen der Aufstiegsbewegung ist eine Voraussetzung für die Nutzung dieser Raucheigenschaft.

In der Bildverarbeitung wurden verschiedene Verfahren zur *Bewegungsschätzung* vorgestellt, die Bewegungsinformationen in der 2D-Bildebene ermitteln. Das Ergebnis der Bewegungsschätzung wird auch als *Optischer Fluss* oder *Optisches Flussfeld* bezeichnet. Eine mathematische Abhandlung zur Bewegungsschätzung befindet sich in Anhang A.

Auch bei der Rauchdetektion kommen solche Verfahren zum Einsatz. So werden in [2, 10, 92, 93, 105] block- oder regionsbasierte Bewegungsschätzer, in [102–104] das *Lucas-Kanade*-Verfahren [55] oder in [112] das *Horn-Schunck*-Verfahren [39] verwendet. Dabei werden die Ergebnisse der Bewegungsschätzung weiterverarbeitet, um nach rauchtypischen gleichmäßigen Bewegungen im Ortsbereich oder im Zeitbereich zu suchen.

Eine detaillierte Untersuchung der Rauchmerkmale, die auf einer Bewegungsschätzung basieren, erfolgt in Abschnitt 3.4.

**Merkmalsverknüpfungen durch Klassifikation und Neuronale Netze** Zur Kombination verschiedener Merkmale kommen in bisherigen vorgestellten Verfahren verschiedene Techniken zum Einsatz. Typischerweise werden dabei Klassifikationsverfahren wie SVMs [35, 36, 45, 72, 93], Bayes- oder Markov-Klassifikatoren [11, 46, 47, 66, 89] oder Neuronale Netze [47, 106] benutzt. Der in der Bildverarbeitung beobachtbare Trend hin zu lernenden Systemen anhand *Deep Learning* und *Convolutional Neural Networks (CNN)* findet erst allmählich Einzug in die videobasierte Branddetektion. Beispiele hierfür sind die von Hohberg [38] oder Polednik [67] vorgestellte Verfahren. Die Schwierigkeiten für die Integration der lernender Verfahren ist die Erzeugung einer ausreichend großen Datenbasis, welche verschiedene Brandarten und Branderscheinungsformen abdeckt.

## 1.4 Offene Fragestellungen

Trotz intensiver Forschungen und Fortschritte in den letzten Jahren sind vorgestellte Algorithmen nicht in der Lage, Rauch in allen auftretenden Situationen zu detektieren und von Störgrößenobjekten zu unterscheiden. In diesem Abschnitt werden wesentliche Probleme bisher vorgestellter Verfahren dargestellt.

### 1.4.1 Verschiedene Ausprägungsformen von Rauch

In bisherigen Arbeiten wird nicht differenziert, welche Ausprägungsformen von Rauch detektiert werden sollen. So kann Rauch auf der einen Seite ein turbulentes Verhalten und eine hohe Dichte besitzen und den Hintergrund vollständig überdecken. Auf der anderen Seite kann die Rauchdichte so gering sein, dass lediglich langsame Auswirkungen auf den Hintergrund sichtbar sind. Innerhalb eines Brands können an verschiedenen Positionen und zu verschiedenen Zeitpunkten deutlich unterschiedliche Ausprägungsformen auftreten.

Für eine höhere Leistungsfähigkeit der Rauchdetektionsverfahren müssen die Art und die Parametrierung der Merkmale auf verschiedene Ausprägungsformen von Rauch angepasst werden.

### 1.4.2 Kriterien für Bildverarbeitungsmerkmale

Bisher werden Anforderungen, die an Merkmale zur Rauchdetektion gestellt werden, nicht systematisch erfasst. Ein Katalog verschiedener Merkmalsanforderungen ist nicht verfügbar. Dies bezieht sich besonders auf die Skalierbarkeit der Merkmale und die präzise Segmentierung der Rauchbereiche.

**Skalierbarkeit der Merkmale** Ein großer Vorteil videobasierter Rauchdetektionssysteme gegenüber konventionellen Systemen ist die Möglichkeit der Überwachung großer Flächen. Weit von der Kamera entfernte Bereiche werden jedoch nur noch auf wenigen Bildpunkten abgebildet. Von den Merkmalen wird daher auch eine hohe Skalierbarkeit erwartet. Aus den Veröffentlichungen verschiedener Systeme gehen jedoch nur in wenigen Fällen Informationen über Entfernungs- und Objektgrößenabhängigkeiten hervor. Für spätere Systementwicklungen ist das Wissen über den Umgang mit verschiedenen Entfernungen hingegen elementar. Die in Kapitel 3 durchgeführten Untersuchungen verschiedener Merkmale führen zum Schluss, dass besonders größen- und umrissbasierte Merkmale den Anforderungen

an hohe Skalierbarkeit nicht gerecht werden. Die Anzahl der Pixel reicht bei verringerten Objektgrößen nicht aus, um benötigte Umrissinformationen zu generieren.

**Präzise Segmentierung der Rauchbereiche** In Industrie- oder Lagerhallen dominieren häufig graue Farben, die sich farblich nur geringfügig von Rauch unterscheiden. Grenzen des Rauchbereichs sind dann häufig nur schwer ersichtlich.

Einige der vorgestellten Merkmalsgruppen basieren auf einer vorhergehenden Segmentierung des Rauchbereichs, etwa größen- oder konturbasierte Analysen. Solche Merkmale stellen hohe Anforderungen an eine präzise Segmentierung des Rauchbereichs. Andernfalls sind die spezifischen Raucheigenschaften, etwa eine raue Umrisslinie, nicht detektierbar. Segmentierung ist bei transparenten Objekten jedoch eine schwierige Aufgabe, besonders wenn die Transparenz von innen nach außen hin zunimmt, wie es bei Rauch häufig der Fall ist. Die Analysen in Kapitel 3 zeigen, dass Merkmale, die eine Segmentierung als Vorverarbeitungsschritt verwenden, auf dichten Rauch beschränkt sind, der sich an den Rändern auch klar vom Hintergrund abhebt. Diese Bedingung ist in den hier betrachteten Hallen jedoch häufig nicht erfüllt.

### 1.4.3 Benutzung der Bewegungsinformationen

Das Potenzial von bewegungsbasierten Merkmalen für die Rauchdetektion wird in bisherigen Arbeiten kaum ausgeschöpft. Dabei weist Rauch ein charakteristisches Bewegungsbild auf, mit dem er sich deutlich von sich bewegenden Störgrößenobjekten abgrenzen lässt. Häufig wird der Verzicht auf Bewegungsinformationen mit der hohen Rechenlast begründet, die die Bewegungsschätzung mit sich bringt [16, 94]. In Anbetracht der gesteigerten Rechenleistung und der in Kameras vermehrt integrierten spezialisierten Prozessoren ist diese Argumentation nicht länger gerechtfertigt.

Diejenigen Arbeiten, die Bewegungsinformationen berücksichtigen, verwenden Bewegungsschätzer, die schnell zu berechnen sind, jedoch ungenaue oder nicht dichte<sup>8</sup> Ergebnisse liefern [2, 10, 103–105]. Damit gelingt es zwar, die generellen Bewegungseigenschaften von Rauch zu erkennen, jedoch sind die Bewegungsinformationen mit hohem Rauschen behaftet, wodurch die Detektionszuverlässigkeit sinkt. Die Errungenschaften moderner Bewegungsschätzer, die präzisere Bewegungsinformationen erzielen, werden nicht einbezogen, obwohl die fortschreitenden Rechenkapazitäten dies erlauben. Damit ist auch die Erstellung eines akkuraten Bewegungsmodells nicht möglich.

## 1.5 Inhalte und Ziele

Das Hauptziel dieser Arbeit ist die Untersuchung, wie die Bewegungsschätzung für die videobasierte Rauchdetektion eingesetzt werden kann und welche Anforderungen an Bewegungsschätzer für die Rauchdetektion gestellt werden müssen.

Als Grundlage für die Analysen dieser Arbeit wird ein einheitlicher Anforderungskatalog für Rauchmerkmale und Rauchdetektionssysteme erstellt.

---

<sup>8</sup>Bei der Bewegungsschätzung wird ein Ergebnis als *dicht* bezeichnet, wenn jeder Bildposition ein Bewegungsvektor zugeordnet wird.

Unter Berücksichtigung dieses Anforderungskatalogs werden verschiedene Merkmale für die Verwendung in Rauchdetektionssystemen untersucht. Dabei wird die Fragestellung behandelt, welche Skalierbarkeit die Merkmale besitzen und welche Effektivität sie bei geringen Rauchdichten aufweisen.

Daraufhin wird ein präzises Modell für die Bewegung von Rauch vorgestellt. Anhand dessen wird analysiert, in welchem Detailgrad die Rauchbewegung mit Bewegungsschätzern erfasst werden kann. Basierend auf dem Bewegungsmodell wird ein Rauchdetektionsverfahren vorgestellt, mit dem die Branderkennung unter verschiedenen Umgebungsbedingungen untersucht wird.

Aufbauend darauf werden verschiedene Bewegungsschätzer für die Rauchdetektion optimiert. Dabei soll besonders die Frage diskutiert werden, wie die Bewegungsdetektion bei hohen Entfernungen und bei geringen Rauchdichten verbessert werden kann. Anschließend sollen allgemeingültige Kriterien für rauchspezifische Anpassungen von Bewegungsschätzern herausgearbeitet werden.

Ein erweitertes Rauchdetektionsverfahren setzt die Erkenntnisse der Optimierungen der Bewegungsschätzer um. Dieses Verfahren soll einer umfassenden Evaluierung unterzogen werden, in der die Anforderungen an videobasierte Rauchdetektionssysteme systematisch getestet werden.

Das in dieser Arbeit betrachtete Einsatzszenario ist die Rauchdetektion in großen Hallen. Die verwendeten Rauchsequenzen wurden in solchen Hallen erstellt. Besonderer Schwerpunkt bei der Erzeugung des Videomaterials liegt auf Variationen der Brandbedingungen sowie der Entfernungen zur Brandquelle.

## 1.6 Strukturierung und zentrale Erkenntnisse

Im Folgenden wird die Struktur der Arbeit erläutert.

- In Kapitel 2 werden typische Brandverläufe und Rauch-Entstehungsprozesse betrachtet und daraus resultierende Anforderungen für die videobasierte Rauchdetektion und die hierfür verwendeten Merkmale abgeleitet. Unter Berücksichtigung dieser Anforderungen wird eine Datenbank für Rauch- und Störgrößenvideos vorgestellt. Bei der Entwicklung der Datenbank liegt der Schwerpunkt auf Variationen der Szenen und Brandquellen, um die Einhaltung der Anforderungen zu testen. Die Anforderungen und die Datenbank bilden den roten Faden für Messungen, Entwicklungsschritte und Diskussionen in den folgenden Kapiteln.
- Mit Bezug auf diese Anforderungen werden in Kapitel 3 häufig verwendete Merkmalsgruppen für die videobasierte Branddetektion untersucht. Die Bewegungsanalyse von Rauch stellt für die betrachteten Szenen das markanteste Merkmal dar.
- Im folgenden Kapitel 4 werden die Strömungseigenschaften von Rauch genauer untersucht und ein Bewegungsmodell erstellt, das für Rauch in Brandfrühphasen angenommen werden kann. Dabei zeigt sich, dass durch die Bewegungsschätzung die Strömungsgeschwindigkeit innerhalb der Rauchsäule in hohem Detailgrad erfasst werden kann.

- Dieses Bewegungsmodell bildet den Ausgangspunkt für das in Kapitel 5 vorgestellte, als *Konzept* bezeichnete, Verfahren für die videobasierte Rauchdetektion. Die frühzeitige Sichtbarkeit von Rauch führt zu einer schnellen Branddetektion, während durch Filterung und Verifikation Störgrößen zuverlässig zurückgewiesen werden können. Die Analysen zeigen, dass besonders hinsichtlich hoher Entfernungen und geringer Rauchdichten die Anforderungen noch nicht erfüllt werden.
- Die Ergebnisse des Rauchdetektionskonzepts hängen stark von den Verfahren zur Bewegungsschätzung und deren Parametrierung ab. Kapitel 6 widmet sich daher der Optimierung der Bewegungsschätzer für die Rauchdetektion. Zeitliche Abstände der Eingangsbilder von etwa  $320ms$  in Zusammenhang mit Geschwindigkeiten von weniger als einem Pixel pro Bild führen zu den besten Ergebnissen. Die differenzbildbasierte Bewegungsschätzung erhöht die Detektionsraten bei geringen Rauchdichten deutlich.
- Unter Berücksichtigung dieser Erkenntnisse wird in Kapitel 7 das in Kapitel 5 vorgestellte Konzept auf ein echtzeitfähiges Verfahren erweitert, das die Bewegungsschätzung mehrfach durchführt. Die Detektionsraten sind auch in Grenzbereichen stabiler. Schwierigkeiten bleiben bei nicht ausreichenden Details innerhalb der Rauchsäule. Dieses Verfahren wird folgend als *erweitertes Rauchdetektionsverfahren* bezeichnet.
- Abschließend werden in Kapitel 8 die Erkenntnisse und der Beitrag zum Forschungsfeld der videobasierten Branddetektion zusammengefasst. Zuletzt wird ein Ausblick über weitere Forschungsschritte gegeben, die diese Arbeit ermöglicht.

# 2 Brandszenarien, Anforderungen und Datenbank

Die frühzeitige Alarmauslösung und die Überwachung großer Flächen sind die beiden Hauptvorteile videobasierter Branddetektionssysteme gegenüber konventionellen Lösungen. Hohe Decken verhindern eine frühzeitige Rauchakkumulation und erhöhen die Verifikationszeit unter der Decke montierter konventioneller Rauchdetektionssysteme. Über weite Zeiten konstante Bedingungen in Bezug auf Beleuchtung, Einrichtung und Hintergrund erleichtern die Verwendung videobasierter Detektoren. In diesem Kapitel wird in Abschnitt 2.1 eine Beschreibung der zu überwachenden Szenen und Brände vorgestellt, aus denen in Abschnitt 2.2 die Anforderungen für das videobasierte Rauchdetektionsverfahren abgeleitet werden. In Abschnitt 2.3 wird die in dieser Arbeit verwendete Videodatenbank vorgestellt.

## 2.1 Brände und Szenarien

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt auf der Detektion von Rauch in großen Hallen, wie Produktions- und Lagerhallen sowie Flughafenhangars. Die Betreiber solcher Hallen haben ein besonders großes Interesse daran, Brände früh zu erkennen. Wenn diese nicht rechtzeitig erkannt und bekämpft werden, droht der Verlust der deponierten Rohstoffe oder Produkte. In Produktionshallen fallen teure, einzigartige Produktionsmaschinen dem Brand zum Opfer. Darüber hinaus bleiben die Bauten auch nach einem Brand unbenutzbar bis die Schäden beseitigt und die Produktions- und Lagermittel wiederhergestellt sind. Überdies muss die Sicherheit der Bauten wieder gewährleistet werden.

Neben Industrie- und Lagerhallen wird in dieser Arbeit zusätzlich die Robustheit gegenüber Störgrößen in großen öffentlichen Gebäuden überprüft, die bezüglich Kamerainstallationen ähnliche Eigenschaften aufweisen, wie industriell genutzte Hallen. Diese Überwachungsszenarien weisen eine hohe Personen- und Bewegungsdichte auf. In solchen Videosequenzen soll die Robustheit gegenüber Störgrößenobjekten verifiziert werden.

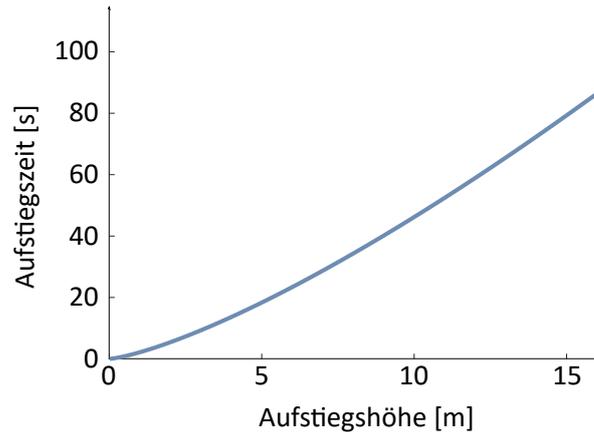


Abbildung 2.1: Typische Aufstiegszeiten von Rauch bei Schwelbränden.

### 2.1.1 Eigenschaften der zu überwachenden Hallen

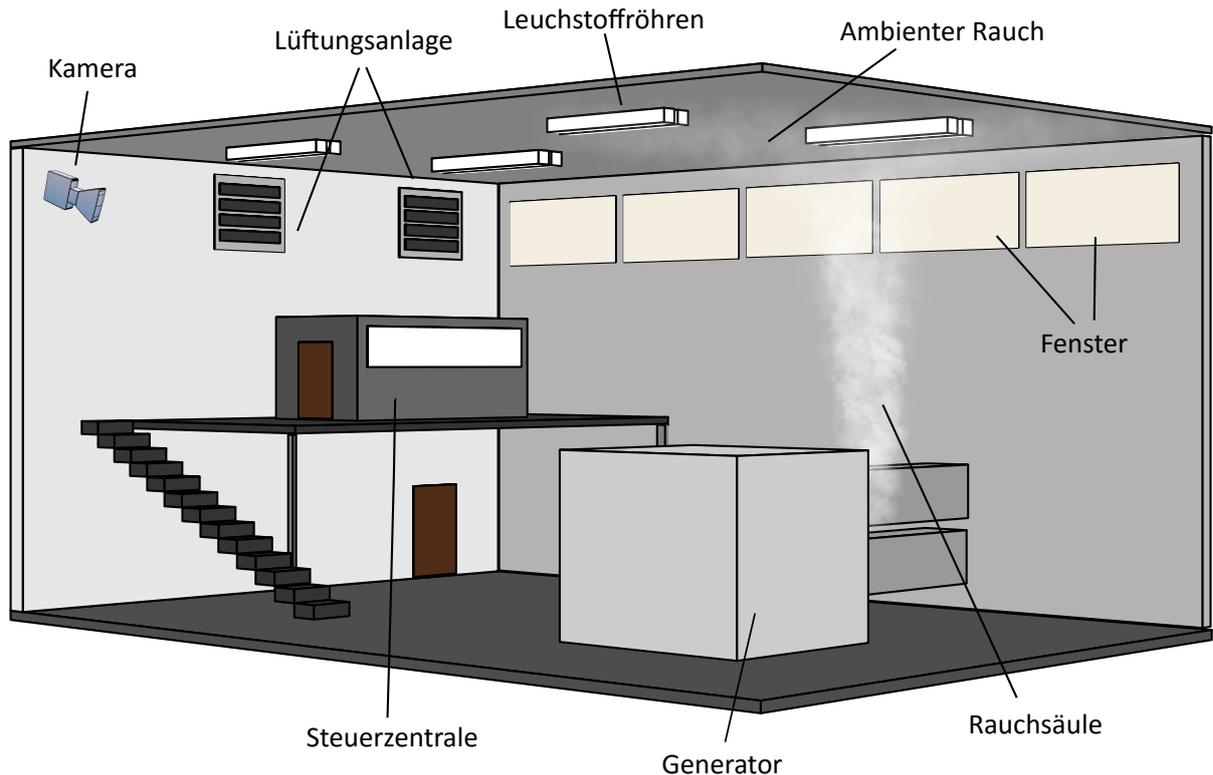
Im Aufbau, der Einrichtung und einiger Umgebungsbedingungen variieren die zu überwachenden Hallen stark. Dennoch werden sie anhand einiger folgender Eigenschaften zusammengefasst.

Das britische *Building Research Establishment* ermittelte für ab dem Jahr 2002 in Großbritannien geplante Lagerhallen eine mittlere Deckenhöhe von  $11,5m$  bis  $12m$  [30]. Konventionelle Rauchdetektionssysteme sind bei dieser Höhe mit dem Problem konfrontiert, dass Rauch in ungünstigen Fällen erst spät oder gar nicht an den Detektor gelangt [27, 80]. Gemäß den Berechnungen der Aufstiegsengeschwindigkeiten aus Kapitel 4 kann für Rauch die in Abbildung 2.1 ermittelte Aufstiegszeit angenommen werden. Bis zum Aufstieg der Pyrolysegase auf eine Höhe von  $12m$  sind etwa  $60s$  erforderlich. Für videobasierte Rauchdetektionssysteme stellt eine solche Deckenhöhe keine Herausforderung dar, solange Brandquellen im Videobild direkt sichtbar sind. Die Rauchdetektion ist unmittelbar nach Brandbeginn möglich.

In dieser Arbeit wird von einer Mischung aus künstlicher Beleuchtung durch Lichtquellen und natürlicher Beleuchtung durch Decken- oder Seitenfenster ausgegangen. Wetterwechsel und verschiedene Tageszeiten führen zu verschiedenen Beleuchtungssituationen. Besonders schnelle Wechsel der Beleuchtung stellen Herausforderungen für videobasierte Branddetektionssysteme dar.

Für das in dieser Arbeit entwickelte Rauchdetektionsverfahren wird eine ausreichende Szenenbeleuchtung vorausgesetzt. Die Detektionsfähigkeit bei besonders geringer oder hoher Umgebungsbeleuchtung hängt stark von den verwendeten Kameras ab und wird im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet. Durch die partielle Abschottung der natürlichen Beleuchtung werden auch für den Szenenhintergrund nur geringe Änderungen erwartet. Böden und Wände sind häufig aus Beton oder Metall. Daher dominieren graue und weiße Farbstufen den Hintergrund. Dies stellt besonders für Merkmale, die eine Segmentierung von Rauch erfordern, Herausforderungen dar.

Darüber hinaus ist in den betrachteten Anwendungsfällen, besonders in Hochregallagern, mit Objekten zu rechnen, die den freien Blick auf die Brandquelle verdecken. Solche Sichtbehinderungen führen zwar bei videobasierten Flammendetektionssystemen zu Problemen [27, 33, 43, 80], videobasierte Rauchdetektionssysteme besitzen hingegen den Vorteil, dass Rauch, der sich im überwachten Raum verbreitet, im Videobild erscheint.



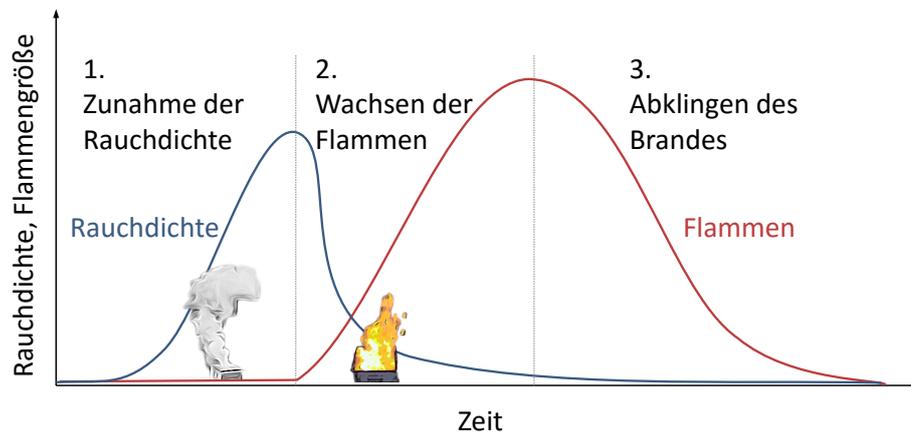
**Abbildung 2.2:** Aufbau eines Maschinenraums eines Kraftwerks als Beispiel einer charakteristischen Anwendung für videobasierte Branddetektion. Im Brandfall bildet sich eine Rauchsäule über der Brandquelle. In der Rauchsäule ist der Aufstieg sichtbar, unter der Decke lediglich die visuellen Auswirkungen des ambienten Rauchs auf den Hintergrund.

Zudem hat die Luftströmung erheblichen Einfluss auf das Rauchverhalten. So können Brände durch starken Wind angefacht werden. Dies führt zu einer schnelleren Brandentwicklung. Darüber hinaus verhindert starker Wind eine Erhöhung der Rauchdichte und die Bildung einer vertikalen Rauchsäule. Wind stellt daher alle Arten von Rauchdetektoren, auch videobasierte, vor Schwierigkeiten. Im Gegensatz zu Außenaufnahmen, in denen verschiedene Windstärken auftreten können, werden in den geschützten Innenräumen lediglich geringe Luftzirkulationen erwartet. Auch in Hallen, in denen die Testaufnahmen durchgeführt wurden, konnten nur geringe Luftströmungen beobachtet werden. In dieser Arbeit wird daher eine Umgebung mit geringen Luftströmungen vorausgesetzt. In der abschließenden Diskussion wird jedoch auch der Fall hoher Luftströmungen einbezogen.

Abbildung 2.2 stellt mit dem Maschinenraum eines Kraftwerks ein charakteristisches Beispiel für die in der Arbeit betrachteten großen Hallen dar. Die hohe Decke bedingt Nachteile konventioneller Rauchmelder. Im Brandfall ist eine aufsteigende Rauchsäule unmittelbar nach Brandbeginn sichtbar. Unter der Decke verteilt sich Rauch zunächst und besitzt zu Brandbeginn noch eine geringe Dichte.

### 2.1.2 Detektion von Schwelbränden

In vielen Fällen ist Rauch ein Frühindikator von Bränden. Rauch entsteht, wenn durch eine chemische Reaktion Energie freigesetzt wird, diese jedoch nicht für die Entstehung von offenen Flammen ausreicht. Häufig ist Rauch daher besonders in Frühphasen von Brän-



**Abbildung 2.3:** Beobachteter qualitativer Verlauf eines durchgeführten Papierbrands.

den sichtbar, wenn die Brandquelle noch eine niedrige Temperatur besitzt. Die chemische Brandreaktion ist unvollständig. Ein *Aerosol*<sup>9</sup> aus großen Rauchpartikeln, Wasserdampf und heißer Luft wird freigesetzt [40]. Ein Brand ohne Flammenentstehung und unvollständiger Verbrennung wird als *Schmelzbrand* bezeichnet. Die physikalischen Hintergründe des Verbrennungsprozesses werden in Kapitel 4 betrachtet.

Über der Brandquelle bildet sich die Rauchsäule, in der aufsteigende Verwirbelungen der Rauchpartikel sichtbar sind. Unterhalb einer Decke sind die Verwirbelungen weitgehend abgeklungen. Die Rauchdichte steigt hier langsam an. In diesem Bereich ist besonders die Schwächung der Hintergrunddetails sichtbar. Dieser Rauch wird im Folgenden als *ambient* bezeichnet. Die Rauchmenge unter der Decke nimmt zu und breitet sich zur Seite aus. Die Ausbreitungsströmung wird als *Ceiling Jet* bezeichnet.

Das Erscheinungsbild eines Schmelzbrands ist exemplarisch ebenfalls in Abbildung 2.2 visualisiert. Die physikalischen Hintergründe der Rauchbewegungen werden in Kapitel 4 behandelt.

Die Partikelgröße ist bei Schmelzbränden häufig höher als die Wellenlänge des Umgebungslichts. Sie sind daher in der Lage, dieses Licht zu reflektieren. Bei solchen Bränden dominieren daher in den meisten Fällen hellgraue bis weiße Farbtöne [58].

Wenn sich die freigesetzte Energie im Brandverlauf weiter erhöht, entstehen Flammen mit erheblich höherer Temperatur. Die Verbrennung ist vollständiger und die Rauchprodukte sind kleiner [58], wodurch Rauch eine dunklere Färbung einnimmt.

Abbildung 2.3 zeigt qualitativ den Verlauf eines für diese Arbeit durchgeführten Papierbrands. In der ersten Phase des Brands bei geringer Temperatur und geringer Sauerstoffzufuhr entsteht ein Schmelzbrand.

Sobald die Temperatur und Sauerstoffzufuhr zur Zündung reicht, geht der Schmelzbrand in einen Vollbrand mit offenen Flammen über. Durch die hohen Temperaturen und kleinen Brandprodukte ist Rauch nicht mehr erkennbar. In der dritten Brandphase verringert sich das Brennmaterial und der Brand klingt ab.

Der in Abbildung 2.3 exemplarisch dargestellte Brandverlauf soll demzufolge in der ersten Phase detektiert werden. Um die Detektionszeiten gering zu halten, soll Rauch innerhalb der Rauchsäule erkannt werden.

<sup>9</sup>Ein *Aerosol* ist eine Mischung aus einem Gas und Schwebeteilchen.

### 2.1.3 Zurückweisung von Störgrößen

Neben Videosequenzen, die Rauch enthalten, werden für die Evaluierung Sequenzen aus öffentlichen Einrichtungen und Plätzen verwendet wie Bahnhöfe, Flughäfen oder Einkaufszentren. Solches Videomaterial enthält keinen Rauch, jedoch eine Vielzahl verschiedener Störgrößen. Das Hauptaugenmerk liegt auf der robusten Zurückweisung von Störgrößen. Die Installations- und Umgebungsbedingungen auf solchen Plätzen oder in solchen Gebäuden weisen jedoch Parallelen zu großen Hallen auf. Die Kameras sind so montiert, dass sie große Flächen überwachen können. Die Decken sind in solchen Szenarien meist hoch. Videobasierte Branddetektionssysteme besitzen auch hier deutliche Vorteile gegenüber konventionellen Systemen. Die Störgrößendichte ist in solchen Szenarien jedoch erheblich höher als in großen Hallen. Durch die Einbeziehung dieses Videomaterials können umfassendere Aussagen über die Störgrößenrobustheit getroffen werden.

Besonders kritisch ist in solchen Videos die hohe Zahl der Personen und anderer beweglicher Objekte, die in Überwachungsszenen häufig sichtbar sind. Personen und bewegliche Objekte verursachen Schatten und Reflektionen an spiegelnden Objekten. Zudem treten besonders in den untersuchten Außenbereichen Beleuchtungsänderungen auf.

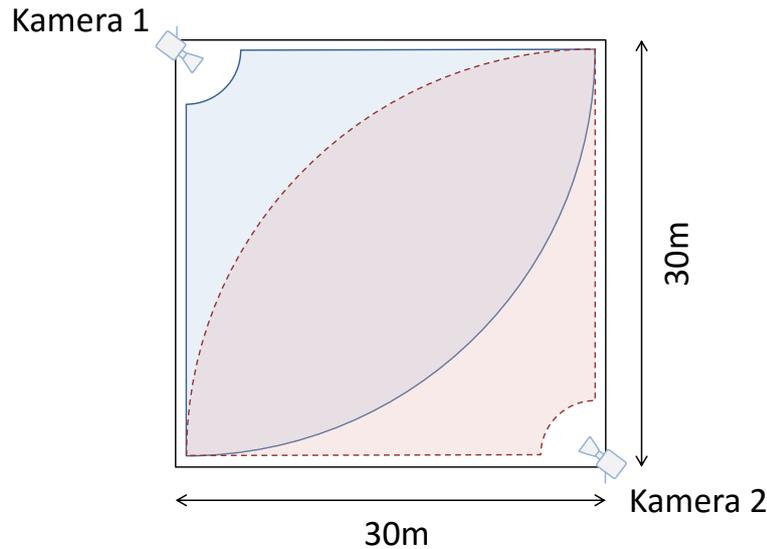
## 2.2 Anforderungen an videobasierte Rauchdetektionssysteme

In diesem Abschnitt werden aus dem zuvor definierten Einsatzgebiet Anforderungen an die in dieser Arbeit vorgestellten Rauchdetektionsverfahren hergeleitet. Die Kriterien sind in Tabelle 2.1 zusammengefasst.

Nr.	Kriterium	Anforderung
1	Brände	Detektion von Schwelbränden (Holz, Papier, Nebelmaschine, Rauchpatrone)
2	Reichweiten	5m bis 30m
3	Rauchdichte & Detektionszeiten	30s bei hoher Rauchdichte, 90s bei geringer Rauchdichte
4	Zurückweisung von Störgrößen	Keine Falschalarme durch Störgrößenobjekte
5	Rechenleistung	Echtzeitfähige Analyse zweier Videos (Intel Xeon E3-1231 v3, Nvidia Geforce GTX 770)

**Tabelle 2.1:** Katalog verschiedener Anforderungen an die in dieser Arbeit vorgestellten Rauchdetektionsverfahren.

**Brände** Die erste Anforderung bezieht sich auf die Art der zu detektierenden Brände. Das Rauchdetektionsverfahren soll in der Lage sein, Schwelbrände, die zwar Rauch, aber keine Flammen entwickeln, zu erkennen.



**Abbildung 2.4:** Exemplarischer Überwachungsbereich bei der Verwendung von zwei Kameras. Die Rauchdetektion ist in einer Halle mit  $900m^2$  Grundfläche möglich. In den weit entfernten Raumbereichen wird zudem Redundanz durch doppelte Abdeckung erreicht.

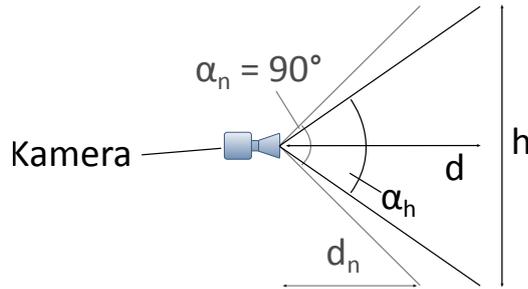
Als Tests werden Holz- und Papierschwelbrände produziert. Ein Holz-Pyrolysebrand ist unter anderem in den *DIN EN 54* Normen [24, 25] definiert und dient auch als Test für photoelektrische Rauchmelder. Papier und Pappe werden häufig als Verpackungsmaterial eingesetzt. Besonders in Lagerhallen stellen diese Materialien daher ein mögliches Brennmaterial dar.

Ergänzend werden Aufnahmen von Rauchpatronen und Nebelmaschinen eingesetzt. Rauch, den Rauchpatronen und Nebelmaschinen produzieren, weist starke optische Ähnlichkeiten zu Papier- und Holzschwelbränden auf. Die Erzeugung von Rauch mittels Rauchpatronen oder Nebelmaschinen bringt jedoch einen geringeren Zeit- und Kostenaufwand mit sich, wodurch die Erzeugung verschiedener Aufnahmen in unterschiedlichen Szenarien möglich ist.

**Reichweiten** Das Verfahren soll Rauch in verschiedenen Entfernungen zur Kamera detektieren können. Die Reichweiten sollen  $5m$  bis  $30m$  betragen. Die maximale Entfernung liegt damit knapp über der Entfernungsanforderung von  $26m$ , die in *DIN VDE 0833-2* [26] für Flammendetektoren definiert ist.

Die möglichen Reichweiten hängen von den jeweiligen Zusammensetzungen aus Kameras und Objektiven ab. In den meisten für diese Arbeit verwendeten Videoaufzeichnungen wurden die Kombinationen so abgestimmt, dass sich ein horizontaler Öffnungswinkel von  $90^\circ$  ergibt. Damit eröffnet sich die Möglichkeit, Kameras in den Raumecken zu positionieren und den kompletten Raum zu überwachen. Eine denkbare Positionierung zweier Kameras, welche die Entfernungsanforderungen erfüllen, ist in Abbildung 2.4 skizziert. Die Verwendung zweier solcher Kameras würde somit die Rauchüberwachung eines Raums mit einer Grundfläche von  $900m^2$  erlauben. Die von den Kameras weit entfernten mittleren Bereiche sind durch die jeweils andere Kamera redundant abgedeckt.

Nicht bei allen Aufnahmen stand ein Objektiv mit einem Öffnungswinkel von  $90^\circ$  zur Verfügung. Um eine Vergleichbarkeit der Entfernungen  $d$  bei verschiedenen horizontalen



**Abbildung 2.5:** Berechnung der normierten Entfernungen  $d_n$  aus der Aufnahmeentfernung  $d$  und dem horizontalen Aufnahmewinkel  $\alpha_h$ .

Öffnungswinkeln  $\alpha_h$  zu schaffen, wird die vereinfachte normierte Entfernung

$$d_n = \frac{\tan \frac{\alpha_h}{2}}{\tan \frac{\alpha_n}{2}} \cdot d \quad (2.1)$$

bezüglich des normierten Winkels  $\alpha_n = 90^\circ$  definiert. Die Parameter  $d$ ,  $d_n$ ,  $\alpha_h$  und  $\alpha_n$  sind dabei in Abbildung 2.5 dargestellt. Hohe Entfernungen  $d$  werden bei Öffnungswinkeln  $\alpha_h < 90^\circ$  auf normierten Entfernungen  $d_n < d$  abgebildet.

**Rauchdichte** Ein Hauptaugenmerk dieser Arbeit liegt auf der Brandfrühdetektion. Besonders in den Frühphasen eines Schwelbrands ist die Deckkraft von Rauch noch gering. Daher wird definiert, ab welcher Dichte Rauch detektiert werden soll. Das hierfür spezifizierte Verfahren basiert auf einer Kontrastanalyse des Hintergrunds. Dafür wird die Standardabweichung der Bildintensitäten  $\sigma_I$  innerhalb einer kontrastreichen Bildregion untersucht. Die visuelle Rauchdichte  $\omega$  wird durch die Analyse der Standardabweichung des Hintergrunds vor der Rauchentstehung  $\sigma_{I,HG}$  und eines zeitlichen Integralbilds während der Rauchentstehung  $\sigma_{I,Rauch}$  gemäß

$$\omega = 1 - \frac{\sigma_{I,Rauch}}{\sigma_{I,HG}} \quad (2.2)$$

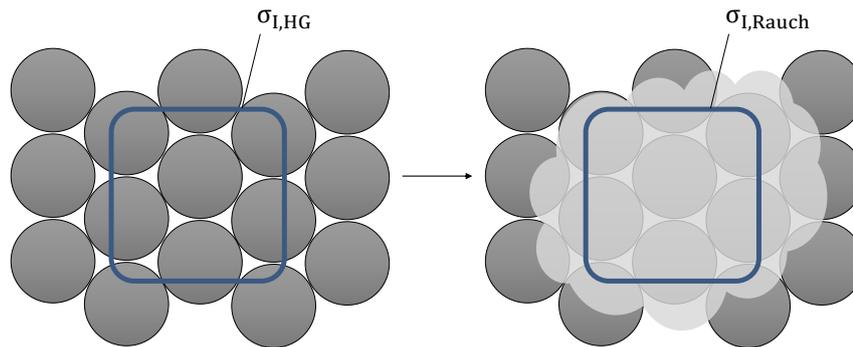
definiert.

Abbildung 2.6 veranschaulicht den Effekt des Kontrastrückgangs durch Rauch. Durch die transparente Rauchsicht nimmt die Standardabweichung innerhalb des betrachteten Fensters um 80% des Ursprungswerts ab. Die Dichte des Rauchs beträgt demnach 80%.

Die in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren sollen Rauch ab einer Dichte von 30% detektieren. Bei dieser Dichte ist Rauch für den Menschen deutlich sichtbar. In dieser Arbeit wird für  $\omega \geq 60\%$  die Rauchdichte als *hoch* oder Rauch als *dicht* bezeichnet. Für  $60\% > \omega \geq 30\%$  wird die Rauchdichte als *gering* oder der Rauch als *dünn* benannt.

**Detektionszeiten** Bei der Anforderung an die Detektionszeit wird zwischen Rauch mit hoher und geringer Rauchdichte unterschieden.

Die Anforderung an das Verfahren besteht darin, dichten Rauch innerhalb 30s nach Brandbeginn zu detektieren. In dieser Zeit bildet sich eine Rauchsäule aus, die in Kamerabildern deutlich sichtbar ist und deren Bewegungscharakteristiken klar hervorgehen. Die Detektion von dünnem Rauch ist komplexer, da die Hintergrunddetails die optischen



**Abbildung 2.6:** Schema zur Berechnung der Rauchdichte. Durch die transparente Vordergrundsicht nimmt die Standardabweichung der Bildintensitäten im betrachteten Fenster um 80% ab.



**Abbildung 2.7:** Holzschwelbrand mit hoher Rauchdichte (a), Papierschwelbrand mit geringer Rauchdichte (b). Dichter Rauch überdeckt den Hintergrund komplett. Dünnere Rauch ist transparent, die Hintergrunddetails bleiben sichtbar.

Rauchmerkmale überlagern. Hierfür wird deshalb eine längere Zeit von 90s nach Brandbeginn eingeräumt. Der Unterschied zwischen dichtem und dünnem Rauch ist in Abbildung 2.7 dargestellt.

**Störgrößenzurückweisung** Ein weiteres Kriterium bezieht sich auf Videomaterial, das keinen Rauch enthält. Dieses soll komplett zurückgewiesen werden und zu keinen Falschdetektionen führen. Neben der Zielanwendung großer Hallen sollen auch Videosequenzen öffentlicher Einrichtungen verwendet werden. Objekte, die rauchähnliches Aussehen und Verhalten besitzen wie Wasserdampf, werden für Tests dieses Kriteriums nicht betrachtet. Die Zurückweisung solcher Objekte erfordert in vielen Fällen die Berücksichtigung zusätzlicher Szeneninformationen und liegt nicht im Rahmen dieser Arbeit.

**Rechenleistung** Für diese Arbeit steht ein Computer mit einem *Intel Xeon E3-1231 v3* und eine *Nvidia Geforce GTX 770* Grafikkarte zur Verfügung. Das Verfahren soll so ausgelegt sein, dass zwei Videos gleichzeitig in Echtzeit analysiert werden können und die

Rauchüberwachung der in Abbildung 2.4 dargestellten Halle mit  $900m^2$  Grundfläche damit möglich ist.

## 2.3 Videodatenbank

Für den Anwendungsfall der Rauchdetektion in großen Hallen besteht kaum öffentlich zugängliches Videomaterial, das zum Entwickeln und Testen eines Rauchdetektionsverfahrens herangezogen werden kann. Das wenige verfügbare Videomaterial echter Brände genügt häufig nicht den Anforderungen an Bildwiederholungsrate oder Bildqualität. Auch die Bildqualität von Videomaterial, das in vorhergehenden Arbeiten verwendet wurde, entspricht häufig nicht mehr der Qualität aktueller Kameras oder deckt den in dieser Arbeit betrachteten Anwendungsfall nicht ab. Daher wurden sowohl Aufnahmen in großen Industrie- und Lagerhallen erzeugt, die den Beschreibungen aus Abschnitt 2.1 entsprechen, als auch in einem speziellen Brandlabor, in dem die Durchführung definierter *DIN EN 54* Testbrände möglich ist.

Bei Störgrößenvideos, die für Robustheitstests verwendet werden, kann hingegen auf bestehende Überwachungssequenzen zurückgegriffen werden. Zusätzlich werden eigens Störgrößensequenzen erzeugt, die für die entwickelten Verfahren kritisch erscheinen. Für einen abschließenden Robustheitstest wurden zusätzlich Störgrößensequenzen in einer agrarwirtschaftlich genutzten Lagerhalle erzeugt.

Die in dieser Arbeit verwendeten Videosequenzen werden in verschiedene Datensätze eingruppiert, die im Folgenden vorgestellt werden. Abbildung 2.8 zeigt exemplarische Bildausschnitte der verschiedenen Sequenzen.

**Vergleichsdatsatz** Der Vergleichsdatsatz umfasst Rauchsequenzen, die für den Merkmalsvergleich in Kapitel 3, die Entwicklung eines Rauchdetektionsverfahren in Kapitel 5 und für den Vergleich des erweiterten Verfahrens in Kapitel 7 verwendet werden. Die Sequenzen wurden in einem Flughafenhangar und einer leerstehenden Industriehalle aufgezeichnet.

Als Störgrößensequenzen kommt Datenmaterial aus den *PETS*<sup>10</sup>- und Bahnhofsdatensätzen [62–65, 113] und aus explizit aufgezeichneten kritischen Störgrößensequenzen, beispielsweise Garagentoren, zum Einsatz.

Die Anzahl der verschiedenen Rauchsequenzen beträgt 47.

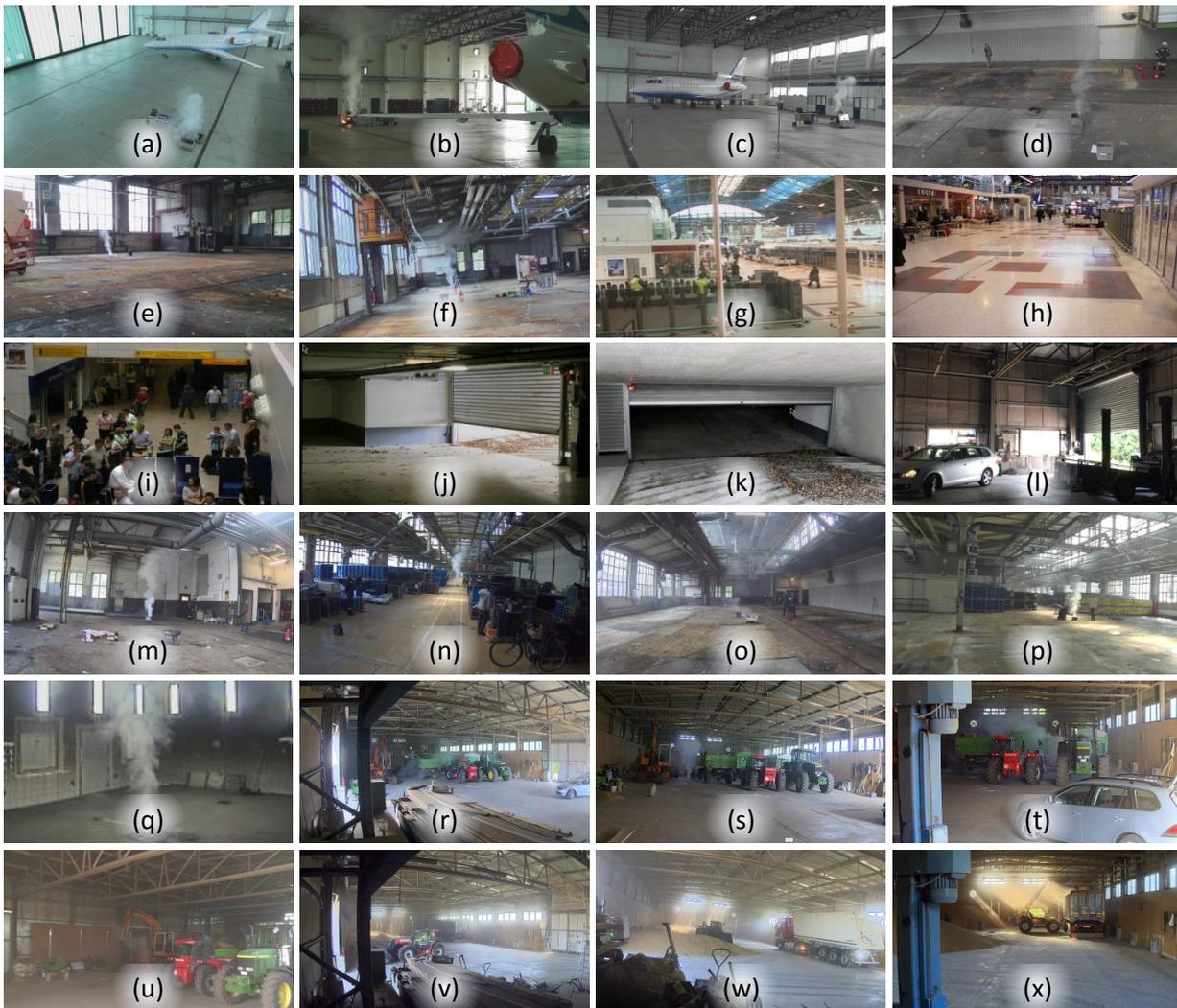
**Optimierungsdatensatz** Der Optimierungsdatensatz wird für die Anpassung der Bewegungsschätzer in Kapitel 6 herangezogen. Die Sequenzen wurden in einer weiteren Industriehalle aufgezeichnet.

Zur Verifikation der Robustheit gegenüber Störgrößenobjekten werden die kritischen Sequenzen des Vergleichsdatsatzes mit eingebunden.

Im Optimierungsdatensatz befinden sich 99 verschiedene Rauchsequenzen.

---

<sup>10</sup>*PETS: Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*. Workshop zur videobasierten Szenenüberwachung.



**Abbildung 2.8:** Exemplarische Abbildungen der verwendeten Videodatenbanken:

- (a) - (l) Vergleichsdatensatz
- (m) - (p) Optimierungsdatensatz
- (q) - (x) Testdatensatz

**Testdatensatz** Der Testdatensatz dient zur Überprüfung der Rauchdetektion und Störgrößenrobustheit in bis dahin unbekanntem Videosequenzen. Zudem werden die im Brandlabor durchgeführten Norm-Schwellbrände betrachtet. Hierfür werden 22 verschiedene Rauchereignisse und 24 Stunden Störgrößensequenzen evaluiert.

# 3 Bildverarbeitungsmerkmale für die Rauchdetektion

In diesem Kapitel werden die nach dem Stand der Technik verwendeten Merkmale für die videobasierte Rauchdetektion untersucht. Dabei soll die Fragestellung diskutiert werden, welche Methoden für die Rauchdetektion im betrachteten Anwendungsfall geeignet sind und für die Entwicklung der Rauchdetektionsverfahren benutzt werden sollen.

Für den Vergleich verschiedener Merkmale wird besonderer Wert darauf gelegt, dass sie dazu in der Lage sind, die in Kapitel 2 herausgearbeiteten Kriterien bezüglich verschiedener Rauchdichten, Skalierbarkeit und der Detektionszeiten zu erfüllen. Zudem wird die Robustheit bei typischen Störgrößen in Überwachungsszenarien untersucht.

An dieser Stelle sollen die Merkmale vorhergehender Arbeiten nicht exakt nachgebildet werden. Vielmehr werden Verfahren implementiert, die eine Verallgemeinerung der Leistungsfähigkeit der entsprechenden Merkmalsgruppe erlauben. Die benötigten Speicher- und Rechenkapazitäten werden deshalb in diesem Kapitel nicht betrachtet.

Die untersuchten Merkmale können vier verschiedenen Kategorien zugeordnet werden. In Abschnitt 3.1 werden Intensitäten und Farbwerte untersucht. Abschnitt 3.2 betrachtet Methoden, die auf Änderungen der Bildenergie basieren. In Abschnitt 3.3 werden Verfahren analysiert, die Größenänderungen und den Umriss der Rauchbereiche messen. Abschnitt 3.4 befasst sich mit der Detektion von rauchtypischen aufwärtsgerichteten Bewegungen.

Die Abschnitte sind vergleichbar aufgebaut. Zunächst wird der Stand der Technik bezüglich der jeweiligen Merkmalsgruppe vorgestellt. Daraufhin werden die entsprechenden Analysemaße definiert und die Merkmale untersucht. Abschließend wird die weitere Verwendung der Merkmale zusammengefasst.

Abschnitt 3.5 resümiert, welche Methoden für die Rauchdetektion im betrachteten Anwendungsfall geeignet sind und beinhaltet eine tabellarische Zusammenfassung.

## 3.1 Intensität und Farbe

Isoliert betrachtet emittiert Rauch im Gegensatz zu Flammen kein Licht, sondern reflektiert das Umgebungslicht. Intensität und Farbe der Rauchbereiche sind daher abhängig von den spezifischen Lichtstreuungs- und Absorptionseigenschaften der Rauchpartikel und der Beleuchtungssituation in der betrachteten Szene. Zudem hängen sie maßgeblich von

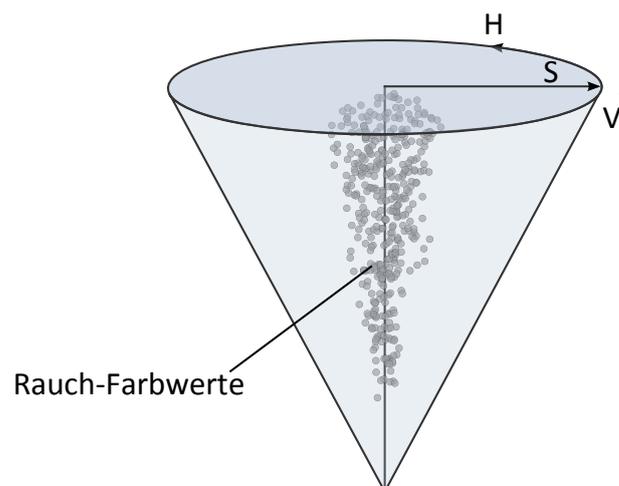
den Eigenschaften der Kameras ab. Nichtsdestotrotz kommen intensitäts- und farbbasierte Merkmale bei der Rauchdetektion meist in Form einfacher Filteroperationen zum Einsatz.

**Stand der Technik** In Videobildern werden Regionen segmentiert, die eine geringe Farbsättigung aufweisen und bei denen die Intensitäten im mittleren Bereich liegen. Darüber hinaus wird der Zeitverlauf von Farben und Intensitäten analysiert. In der Theorie gehen bei zunehmender Rauchdichte langsame Änderungen der Intensitäts- und Farbwerte mit einher. Dabei nimmt die Farbsättigung des Hintergrunds *HGf* langsam ab und ungesättigte Farben überwiegen [23, 66, 89, 90, 94]. Darüber hinaus wurden jedoch auch Verfahren vorgestellt, die durch starke Rauchverwirbelungen kontinuierliche Änderungen der Intensitätswerte erwarten [34, 89, 90].

Bisher vorgestellte Farb- oder Intensitätsfilter sind robust oder adaptiv konstruiert, um verschiedene Beleuchtungssituationen abzudecken. Bei den vorgestellten Verfahren besteht die Intention von Farb- und Intensitätsfilter nicht darin, Rauch und Störgrößen fehlerfrei zu segmentieren. Intensitäts- und Sättigungsinformationen werden in keinem untersuchten Rauchdetektionsverfahren als einziges Merkmal verwendet [15, 18, 19, 49]. Oft bilden Farb- und Intensitätsfilter die Basis für komplexere Merkmale wie Form- oder Größenanalysen [18, 19].

**Analyse von Intensitäts- und Farbmerkmalen** Die Analyse der Farbwerte wird in zwei Teile gegliedert. Zunächst werden die Farbwerte selbst betrachtet. Daraufhin werden Farb- und Sättigungsübergänge untersucht.

Aus Bildern verschiedener Rauchvideos sind Farbwerte von Rauchbereichen entnommen. Die Verteilung der Farbwerte von Rauch im HSV-Farbraum<sup>11</sup> ist in Abbildung 3.1 visualisiert.



**Abbildung 3.1:** Farbwerte der Rauchbereiche im HSV-Farbraum. Die Farbpunkte besitzen geringe Sättigungswerte *S* bei mittleren und hohen Hellwerten *V*.

---

<sup>11</sup>Hue, Saturation, Value (Farbton, Sättigung, Hellwert)

Bei den betrachteten Schwelbränden können für die Sättigungen  $S_R$  und die Hellwerte  $V_R$  die Zusammenhänge

$$S_R \leq 0,3 \cdot S_{max}, \quad (3.1)$$

$$V_R \geq 0,3 \cdot V_{max} \quad (3.2)$$

beobachtet werden. Dabei beschreiben  $S_{max}$  und  $V_{max}$  die maximal möglichen Sättigungen und Hellwerte.

Im Folgenden wird die zeitliche Entwicklung von Intensitäts- und Sättigungswerten über einen längeren Zeitraum untersucht. Da zu Brandbeginn der Rauch eine hohe Transparenz besitzt und der Hintergrund noch sichtbar ist, hängt das Verhalten vom Hintergrund ab. Bei der Analyse wird zwischen Hintergründen mit hoher und geringer Farbsättigung unterschieden.

Abbildung 3.2 zeigt die zu einer Rauch- und einer Störgrößensequenz gehörigen Sättigungs- und Intensitätsverläufe. Die untersuchten Bilder und Messpunkte sind in den Abbildungen 3.2(a) und 3.2(b) dargestellt.

Abbildung 3.2(c) zeigt die zur Rauchsequenz gehörige Farbsättigung an verschiedenen Positionen innerhalb der Rauchsäule. Während besonders bei Hintergründen mit anfangs hoher Farbsättigung der Sättigungswert deutlich abnimmt, tritt bei einem Hintergrund mit geringer Farbsättigung eine Schwankung der Sättigung auf. Ein einheitlicher Trend ist nicht ersichtlich. Der Verlauf hängt zudem davon ab, ob die Rauchdichte zunimmt, wie unter einer Decke, oder konstant bleibt, wie direkt über der Brandquelle, wenn Rauch frei abziehen kann. In Abhängigkeit von der Rauchdichte kann die Sättigungsänderung mehrere Minuten andauern.

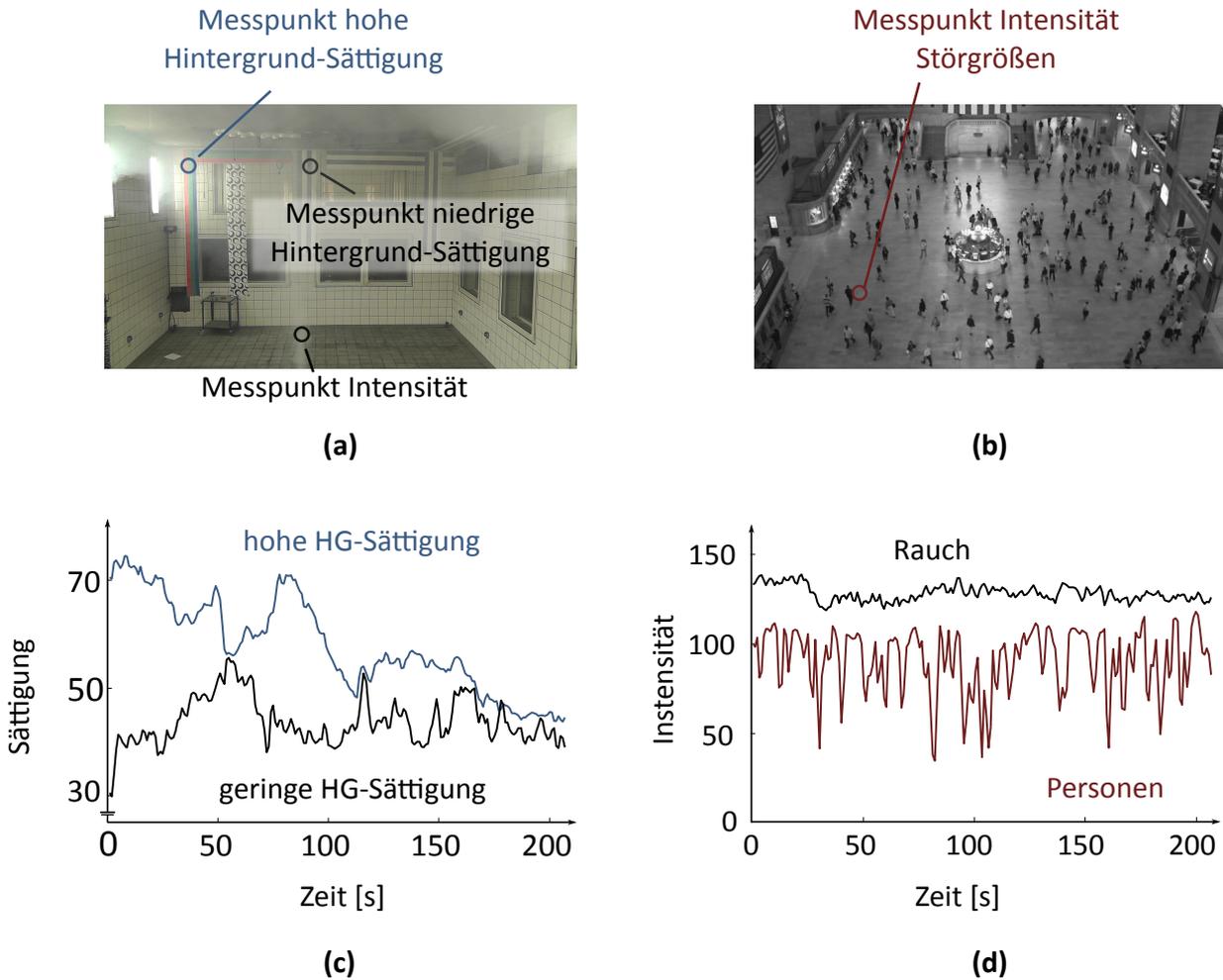
Abbildung 3.2(d) zeigt den Intensitätsverlauf im unteren Bereich der Rauchsäule direkt über der Brandquelle und die Intensitätssprünge, die durch Personen hervorgerufen werden. Daraus wird deutlich, dass in Rauchgebieten Intensitäten in geringem Maße schwanken, jedoch keine hohen Intensitätssprünge auftreten. Für den betrachteten Intensitätsverlauf nimmt der höchste Intensitätssprung, der durch Rauch hervorgerufen wird, einen Wert von 8, bei insgesamt 256 Intensitätsstufen, an.

Da sowohl Filteroperationen als auch die Betrachtung des Zeitverlaufs von Farb- und Intensitätswerten auf einzelnen Pixeln angewendet werden, sind sie in ihrer Größe skalierbar. Sie können demzufolge auch noch bei großen Entfernungen zur Brandquelle eingesetzt werden.

**Weitere Verwendung von Farben und Intensitäten** Die Untersuchungen führen zu der Entscheidung, Farbwerte und Intensitäten wie in anderen Arbeiten auch, für grundlegende Filteroperationen zu verwenden. Auf der einen Seite werden Bildbereiche ausgeschlossen, bei denen die Farbsättigung einen Schwellwert überschreitet oder die Intensität einen zu geringen Wert einnimmt. Auf der anderen Seite werden Bereiche, in denen hohe Intensitätssprünge im Zeitverlauf auftreten, für die Rauchdetektion ausgeschlossen.

## 3.2 Lokale Bildenergie

Energiebasierte Merkmale analysieren lokale Bildnachbarschaften zur Unterscheidung von Rauch und Störgrößenobjekten. Die Erwartung bei der Messung lokaler Bildkontraste zur



**Abbildung 3.2:** Farbsättigung in Rauchgebieten im Zeitverlauf. Hohe Sättigungen des Hintergrunds  $HG$  nehmen bei dichter werdendem Rauch ab. (a) und (b) Videobild und Messpunkte von Rauch- und Störgrößensequenzen, (c) Sättigungsverlauf bei verschiedenen Hintergrund-Sättigungen, (d) Intensitätsverlauf innerhalb der Rauchsäule. Hohe Hintergrund-sättigungen werden im Brandverlauf verringert. Rauch verursacht erheblich weniger Intensitätsschwankungen als Personen.

Rauchdetektion besteht darin, dass transparenter Rauch die sichtbaren Details des Hintergrunds verringert.

**Stand der Technik** Energiebasierte Merkmale werden in vorhergehenden Arbeiten dazu benutzt, Rauch mit zunehmender Rauchdichte zu detektieren. Zur Untersuchung des Kontrasts werden die Bilder in den Wavelet-Frequenzbereich transformiert. Anschließend werden Bildbereiche gesucht, in denen hohe Wavelet-Frequenzen langsam abnehmen [3, 14, 32, 50, 56, 66, 89, 90, 100]. In den meisten Fällen wird hierfür eine langsame Verdichtung der Rauchbereiche angenommen, die besonders in Bereichen mit ambientem Rauch auftritt.

Der Energieanalyse wird in den entsprechenden Arbeiten eine hohe Leistungsfähigkeit für die Rauchdetektion zugesprochen. Eine detaillierte Unterscheidung des Energieverhaltens in verschiedenen Rauchbereichen mit verschiedenen Rauchdichten wird nicht vorgenommen. Zudem werden kaum Informationen über die Skalierbarkeit der Merkmale präsentiert.

**Untersuchung energiebasierter Merkmale** In diesem Abschnitt werden die Bildenergie in Rauchbereichen und deren zeitlicher Verlauf untersucht.

Die Bilder werden wie in Abbildung 3.3(a) dargestellt erst zeilenweise, dann spaltenweise mit den Haar-Tiefpass- (TP) und Hochpass-Wavelets (HP)

$$W_{TP} = \frac{1}{\sqrt{2}} [1, 1], \quad (3.3)$$

$$W_{HP} = \frac{1}{\sqrt{2}} [1, -1] \quad (3.4)$$

gefiltert. Abbildung 3.3(b) und 3.3(c) zeigen das Originalbild  $a_0$ , das Tiefpass-gefilterte Bild  $a_1$  und die Bilder  $h_1$ ,  $v_1$  und  $d_1$ , die vertikale, horizontale und diagonale Details enthalten.

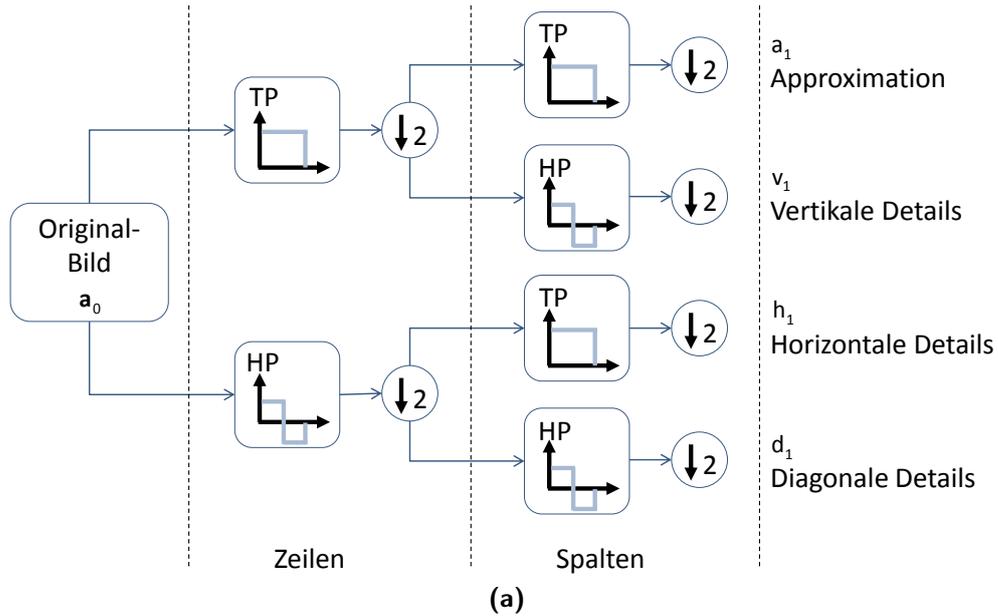
Entsprechend der Arbeiten von Calderara und Piccinini [3, 14, 66] werden die Energieinformationen für Bildblöcke durch Zusammenfügung der hochpassgefilterten Bilddetails gemäß

$$E_{x,y}[n] = \frac{1}{k^2} \sum_{x,y=1..k} \sqrt{v_{1,x,y}^2[n] + h_{1,x,y}^2[n] + d_{1,x,y}^2[n]} \quad (3.5)$$

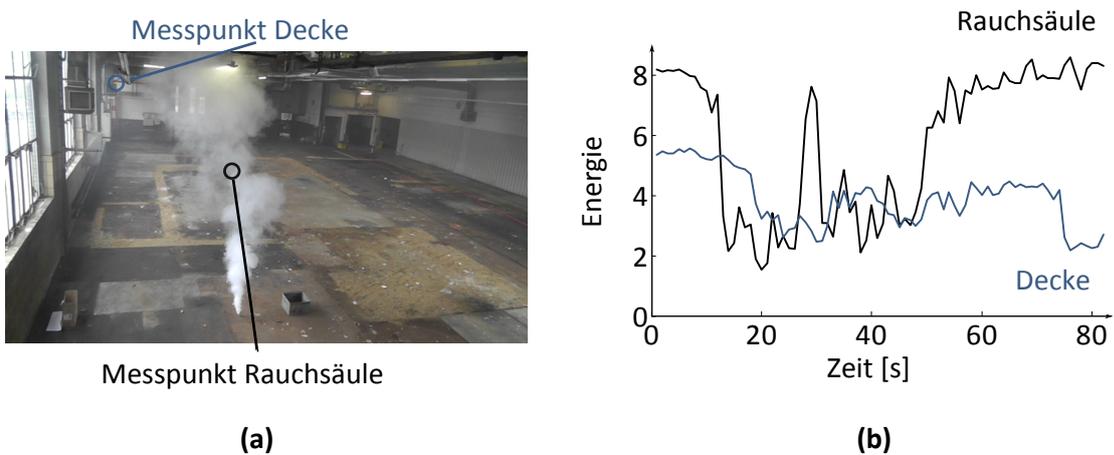
generiert. Der Parameter  $k$  beschreibt dabei die Größe des Blocks, in dem die Hochpass-Wavelets aufsummiert werden.

Zur Analyse, ob Rauch einen Energierückgang verursacht, wird exemplarisch der Verlauf von Energiewerten untersucht. Dabei wird unterschieden zwischen Bildbereichen innerhalb der Rauchsäule und einem Bereich unter der Decke, in welchem der Anteil mit ambientem Rauch dominiert. Abbildung 3.4 zeigt die Energiewerte  $E_{x,y}[n]$  für zwei verschiedene Messpunkte im Zeitverlauf. Der erste Messpunkt befindet sich an einer Position direkt über der Brandquelle innerhalb der Rauchsäule. Der zweite Messpunkt befindet sich unter der Decke, wo Rauch sich langsam im Brandverlauf verdichtet.

Analog zu Intensitätsschwankungen ändert sich die Energie innerhalb der Rauchsäule kontinuierlich. Der maximale Energiesprung beträgt etwa die Hälfte des Anfangswerts. Die dauerhaften Energieschwankungen sind durch die Unregelmäßigkeiten der Rauchschwaden



**Abbildung 3.3:** Transformation in den Wavelet-Frequenzbereich. Signalverlauf (a) mit dem Tiefpassfilter TP und dem Hochpassfilter HP. Originalbild  $a_0$  (b) und Wavelet-gefilterte Bilder  $a_1$ ,  $v_1$ ,  $h_1$  und  $d_1$ .



**Abbildung 3.4:** Verlauf der Energie  $E_{x,y}[n]$  in verschiedenen Rauchgebieten im Zeitverlauf. (a) Videobild und Messpunkte, (b) Verlauf der Bildenergie im Verdichtungsbereich unterhalb der Decke und innerhalb der Rauchsäule. Eine Tendenz für die Entwicklung der Energie wird nicht deutlich.

zu erklären, die eine variierende eigene Bildenergie besitzen. Zudem besitzen die Rauchschwaden eine ungleichmäßige Transparenz. Dadurch schwankt auch die Sichtbarkeit der Hintergrunddetails.

Am Messpunkt unter der Decke innerhalb der Region mit ambientem Rauch sind die Energieschwankungen geringer, da sich dort die Rauchschwaden vermischen und ausbreiten. Dort kann der in [3, 14, 32, 56, 66, 89, 90, 100] postulierte Energieabfall zwar nachvollzogen werden, die hohen Schwankungen der Energie erschweren jedoch dessen Detektion. Innerhalb einer Rauchsäule dominieren die Schwankungen. Ein Energierückgang kann in der Rauchsäule entgegen den Aussagen bisheriger Veröffentlichungen nicht festgestellt werden.

Die Schwankungen der Energie können daher als signifikantere Raucheigenschaft angesehen werden als der Energierückgang. In der weiteren Analyse werden daher die Energieschwankungen betrachtet.

Dazu werden die Analysemaße

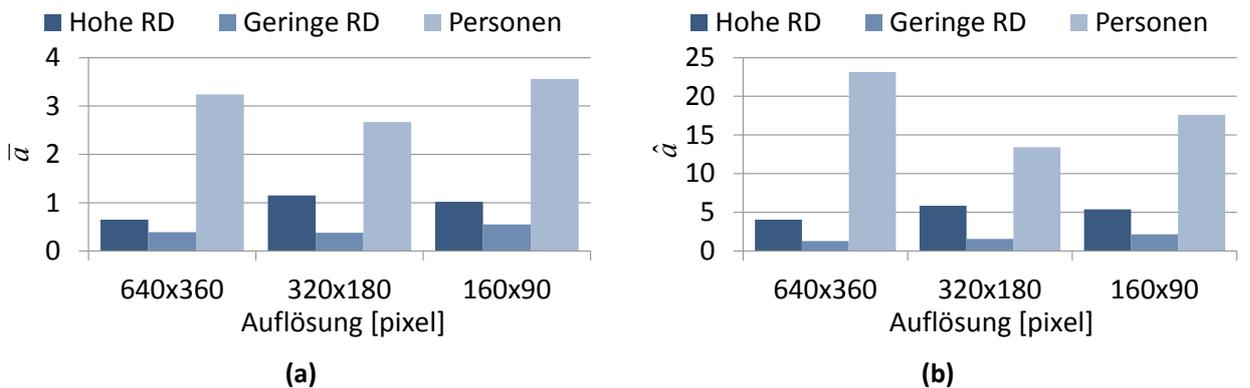
$$\bar{a}_{x,y} = \frac{1}{N} \sum_{n=1..N} |E[n] - E_{x,y}[n-1]|, \quad (3.6)$$

$$\hat{a}_{x,y} = \max_{n \in 1..N} (E_{x,y}[n] - E_{x,y}[n-1]) \quad (3.7)$$

definiert, die die mittleren und die maximalen Energieschwankungen widerspiegeln, die an gleichbleibenden Bildpositionen auftreten. Anhand dieser Werte werden im Folgenden die Energieschwankungen untersucht, die innerhalb einer Rauchsäule bei dichtem Rauch und bei dünnem Rauch auftreten sowie durch Personen ausgelöst werden.

Da energiebasierte Merkmale von lokalen Bildnachbarschaften abhängen, wird auch die Skalierbarkeit der Analysewerte untersucht. Die Bildauflösung des Testvideos wird dabei schrittweise halbiert, die Blockgrößen der Filter werden jedoch konstant gehalten. Dies entspricht einer Verdopplung der Entfernung.

Für verschiedene Bildauflösungen, verschiedene Rauchdichten (RD) und durch Personen ausgelöste Störgrößen ergeben sich die in Abbildung 3.5 dargestellten Werte für  $\bar{a}$  und  $\hat{a}$ .



**Abbildung 3.5:** Mittlere Energieschwankungen  $\bar{a}$  (a) und maximale Energieschwankungen  $\hat{a}$  (b) für Rauch mit hoher und geringer Rauchdichte und für Personen. Bei Personen werden wesentlich höhere Energieschwankungen erreicht als bei Rauch.

Dabei fallen zunächst bei den Störgrößen die hohen mittleren Änderungen  $\bar{a}$  und die hohen maximalen Änderungen  $\hat{a}$  auf. In allen Skalierungen betragen sie ein Vielfaches der

Änderungen, die innerhalb der Rauchsäulen auftreten. Dies ist durch hohe Kontraste, die Störgrößenobjekte mit sich bringen können, zu begründen. Rauch verursacht durch die Transparenz an den Grenzen keine hohen Energiesprünge, auch die mittleren Änderungen sind geringer.

Darüber hinaus zeigt sich, dass  $\bar{a}$  und  $\hat{a}$  bei Skalierungsänderungen variieren. Der gleichbleibend große Bildblock entspricht bei einer Reduktion der Auflösung einem größeren Bildbereich. Die geänderten Nachbarschaften führen zu abweichenden Messwerten.

Der Unterschied zwischen hohen und niedrigen Rauchdichten lässt sich dadurch begründen, dass bei dichtem Rauch starke, wechselnde interne Verwirbelungen sichtbar sind, die auf hohen Wavelet-Frequenzen abgebildet werden. Bei geringen Rauchdichten sind die Sichtbarkeit der Verwirbelungen und somit die hohen Wavelet-Frequenzen geringer.

**Verwendung energiebasierter Merkmale** Merkmale, die auf einem Energierückgang basieren, werden von Schwankungen überlagert, die sich durch Unregelmäßigkeiten innerhalb der Rauchsäule ergeben. Die Unregelmäßigkeiten erschweren die Detektion eines langsamen Energierückgangs. Für das im Fortgang vorgestellte Rauchdetektionsverfahren fließen Merkmale, die sich auf einen Energierückgang beziehen, nicht mit ein.

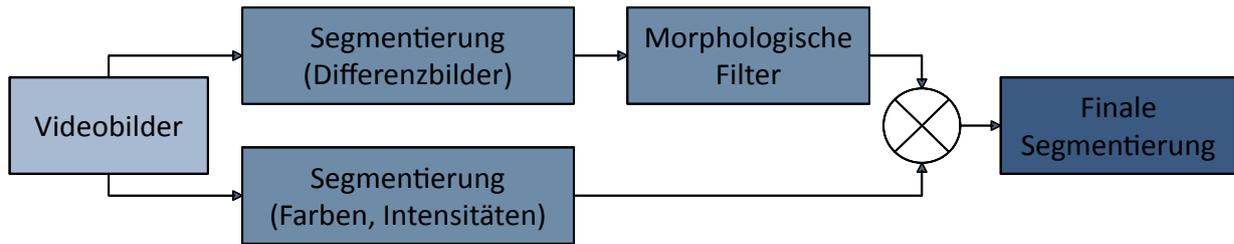
Die Schwankung der Energie ist die signifikantere Raucheigenschaft. Während die Amplitude der absoluten Schwankungen variiert, werden die im Vergleich zu Störgrößen geringen maximalen Schwankungen als charakteristische Raucheigenschaft identifiziert. Diese Eigenschaft wird benutzt, um Störgrößen anhand zu hoher Energieschwankungen zurückzuweisen.

## 3.3 Größe und Kontur

Größen- und konturbasierte Merkmale basieren auf einer vorhergehenden Segmentierung des Rauchbereichs in einzelnen Bildern. Größenbasierte Merkmale messen das Anwachsen der Rauchbereiche im Verlauf eines Brands. Konturbasierte Merkmale messen die raue Umrisslinie von Rauchbereichen.

**Stand der Technik** Merkmale, die eine vorhergehende Segmentierung weiterverarbeiten, können in zwei Gruppen zusammengefasst werden. Auf der einen Seite wurden Methoden vorgestellt, die die Größe der segmentierten Rauchbereiche untersuchen. So wurde in der Arbeit von Gonzales-Gonzales et al. [32] ein Verfahren vorgestellt, das eine Größenzunahme von Rauchbereichen misst, die in vorhergehenden Schritten segmentiert werden. Privalov [69] stellt darüber hinaus die Nebenbedingung, dass sich die Rauchsäule im oberen Bereich stärker vergrößert als im unteren Bereich. Troung et al. [93] benutzen im Gegensatz dazu die Schwankung der Größe des Rauchgebiets als Merkmal zur Rauchdetektion. Ferner nutzt Privalov [68] den Lichtstreuungseffekt von Rauch vor Lichtquellen zur Rauchdetektion. Im Brandverlauf wächst die scheinbare Größe der Lichtquellen an, was als Rauchindikator verwendet wird.

Auf der anderen Seite werden Form und Umriss einer segmentierten Rauchregion untersucht. In vorhergehenden Arbeiten wurden Konzepte vorgestellt, die die raue Umrisslinie einer Rauchsäule messen [89, 91, 94, 99]. Zur Untersuchung der Kontur und Form kamen Wavelet-Analysen [89, 91] zum Einsatz oder Verfahren, die die Umrisslinie des Rauchgebiets der beinhaltenden Fläche gegenüberstellen [94, 99].



**Abbildung 3.6:** Segmentierung basierend auf Differenzbildern sowie Farb- und Intensitätsfiltern.

In den vorgestellten Verfahren wird eine hohe Rauchdichte vorausgesetzt. Wie sich die größen- und konturbasierten Merkmale bei geringeren Rauchdichten verhalten ist nicht dokumentiert. Darüber hinaus ist die Fragestellung offen, welche minimale Auflösung für die Konturanalysen notwendig ist.

**Segmentierung** Größen- und konturbasierte Merkmale erfordern eine Segmentierung der Rauchbereiche als Vorverarbeitungsstufe. Die Segmentierung orientiert sich an bewährten Ansätzen des Stands der Technik [89, 91, 96].

Dabei werden auf der einen Seite Informationen über Differenzbilder verwendet. Wie in [89] werden Bildbereiche erfasst, in denen Intensitätsdifferenzen auftreten. Morphologische Filter glätten im Anschluss die Segmentierungsmaske und entfernen kleine Bereiche.

Zudem fließen Farb- und Intensitätsinformationen in die Segmentierung mit ein. Nur Bildbereiche, in denen die Intensitäten und Farben in einem für Rauch charakteristischen Korridor fallen, werden für die finale Segmentierung berücksichtigt.

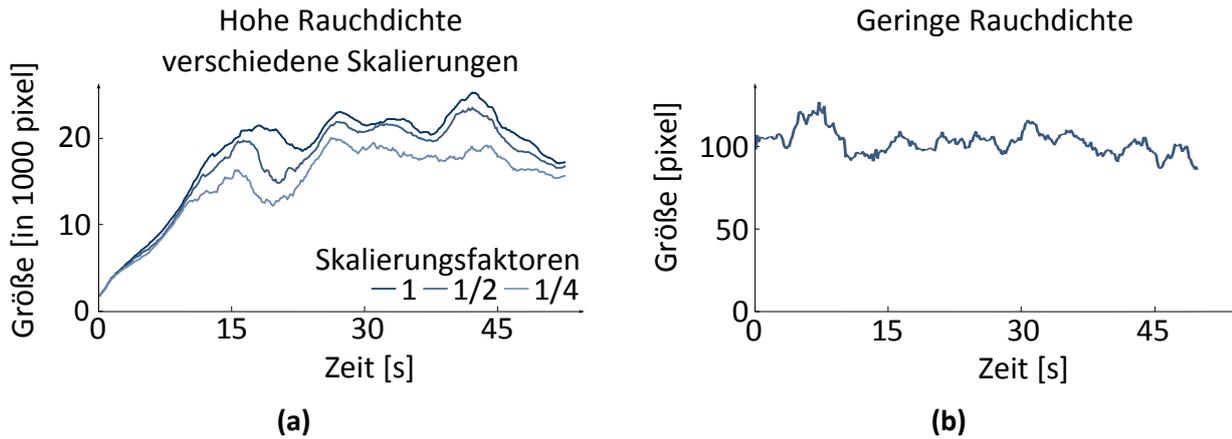
Im Fortgang werden lediglich Bildbereiche betrachtet, die sowohl das Kriterium der Intensitätsdifferenzen, als auch das der Intensitäts- und Farbwerte erfüllen, die bereits in Abschnitt 3.1 hergeleitet wurden. Abbildung 3.6 stellt den Ablauf der Segmentierung grafisch dar.

**Größenzuwachs** Aufbauend auf den segmentierten Bildern wird der Größenzuwachs der Rauchgebiete gemessen. Der Schwerpunkt der Untersuchung liegt bei dieser Analyse auf der Skalierbarkeit der Merkmale und der Leistungsfähigkeit bei geringer Rauchdichte.

Zur Messung der Skalierbarkeit dieses Merkmals wird wie in Abschnitt 3.2 die Auflösung des hier verwendeten Beispielvideos schrittweise halbiert. Bei verschiedenen Skalierungen werden in der Brandentstehungsphase die in Abbildung 3.7(a) dargestellten Verläufe erzielt. Die Verläufe sind mit den Skalierungsfaktoren normiert, so dass ein Vergleich der absoluten Werte möglich ist.

Der Größenzuwachs der Rauchsäule wird besonders in frühen Brandphasen erwartet, in denen sich der Rauch vor dem Hintergrund ausbreitet. Die Größe der Rauchsäule wächst kontinuierlich an bis ein Sättigungswert erreicht ist. Ab dem Zeitpunkt der Sättigung ist die Aussagekraft dieses Merkmals erschöpft.

Bei kleineren Skalierungsfaktoren ist auch der Größenzuwachs immer noch messbar, wenn auch weniger deutlich. Dies ist dadurch zu begründen, dass sich die Rauchbereiche bei kleinen Skalierungsfaktoren in derselben Größenordnung befinden wie die Filter der morphologischen Operationen, die bei der Segmentierung zum Einsatz kommen. Eine exakte Erfassung der Bereichsgröße wird dadurch erschwert. Eine Verringerung der Filter-



**Abbildung 3.7:** Größenzuwachs der Rauchregionen. (a) Abhängigkeit von verschiedenen Skalierungen, (b) Verhalten bei geringer Rauchdichte. Der Größenzuwachs ist auch bei geringeren Bildauflösungen und hohen Skalierungsfaktoren messbar, nicht jedoch bei einer zu geringen Rauchdichte, bei dem eine präzise Segmentierung fehlschlägt.

größe ist nicht möglich, da sonst Bildrauschen nicht zuverlässig von Vordergrundobjekten getrennt werden kann.

Darüber hinaus wird die Leistungsfähigkeit größenbasierter Merkmale bei geringer Rauchdichte gemessen. Dabei wird der in Abbildung 3.7(b) dargestellte Verlauf erreicht. Eine Zunahme der Größe des Rauchbereichs ist dabei nicht messbar. Auf der einen Seite verursachen geringe Rauchdichten nur geringe Intensitätsdifferenzen, die die differenzbildbasierte Filterung nicht passieren. Auf der anderen Seite besitzt der Rauch eine hohe Transparenz und überdeckt den Hintergrund nicht komplett. Daher werden manche Rauchbereiche durch die Farbfilterung ausgeschlossen.

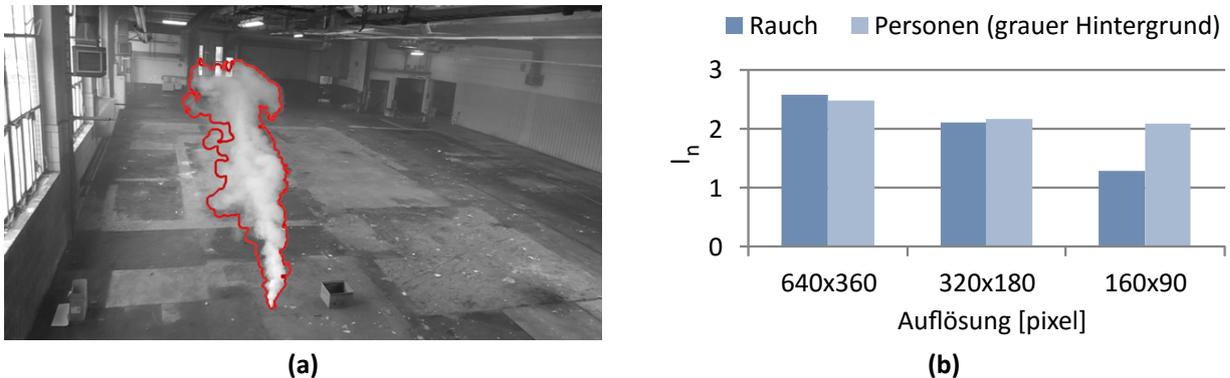
**Konturanalysen** Im Folgenden werden konturbasierte Merkmale untersucht, wie sie in [94, 99] zum Einsatz kommen. Dabei wird die relative Länge der Umrisslinie eines Rauchbereichs der beinhaltenden Fläche gemäß

$$l_n = \frac{U_R}{2 \cdot \sqrt{\pi A_R}} \quad (3.8)$$

gegenübergestellt. Dabei beschreibt  $U_R$  die Länge der Umrisslinie und  $A_R$  die beinhaltende Fläche. Anhand des Messwerts  $l_n$  wird auch hier die Skalierbarkeit des Merkmals bewertet. Das Merkmal ist größeninvariant aufgebaut. In der Theorie ist die Skalierbarkeit also gewährleistet. Wie im vorherigen Abschnitt diskutiert, ist bei geringen Rauchdichten eine akkurate Segmentierung des kompletten Rauchbereichs nicht möglich. Die Leistungsfähigkeit des Merkmals wird für geringe Rauchdichten dementsprechend nicht untersucht.

Um den Rauchbereich zu extrahieren, wird wie auch bei größenbasierten Merkmalen das Segmentierungsverfahren basierend auf Differenzbildern und Farbanalysen angewandt. Anhand dessen wird eine Rauchkontur extrahiert, wie in Abbildung 3.8(a) dargestellt. In verschiedenen Auflösungen ergeben sich für diesen Brand die in Abbildung 3.8(b) dargestellten Werte für die relative Länge der Umrisslinie  $l_n$ . Trotz des theoretisch skalierungsinvarianten Verhaltens des Merkmals ist eine Abhängigkeit von der Auflösung sichtbar. Dies ist dadurch zu begründen, dass bei niedrigeren Auflösungen die Details der Umrisslinie  $U_R$

nicht mehr erfasst werden können und die Umrisslinie damit geglättet wird. Somit sinkt auch  $l_n$ .



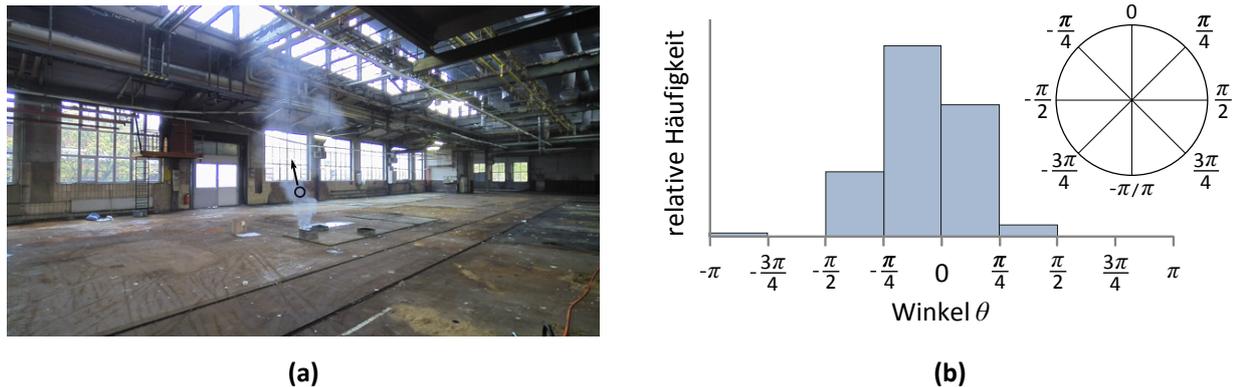
**Abbildung 3.8:** (a) Exemplarische Darstellung der Umrisslinie bei Rauch, (b) Relative Länge der Umrisslinie  $l_n$  bei Rauch und Personen in Abhängigkeit der Auflösung. Bei geringen Auflösungen sinkt die Länge der relativen Umrisslinie bei Rauch signifikant.

**Verwendung von größen- und konturbasierten Merkmalen** Die größen- und konturbasierten Merkmale hängen stark von der exakten Segmentierung des Rauchbereichs ab. Bei hohen Rauchdichten ist eine präzise Segmentierung möglich. In diesem Fall können die Erkenntnisse vorhergehender Arbeiten reproduziert werden. Schwierigkeiten treten hingegen bei einer Reduktion der Auflösung und geringeren Rauchdichten auf. Bei einer Verringerung der Auflösung gehen lokale Details der Rauchsäule verloren, die besonders konturbasierte Merkmale benötigen. Bei geringeren Rauchdichten treten verstärkt Segmentierungsfehler auf, da der Hintergrund sichtbar bleibt und Einfluss auf die Segmentierung nimmt. In der weiteren Arbeit werden daher größen- und konturbasierte Merkmale nicht betrachtet.

### 3.4 Aufwärtsbewegung

Rauch besitzt eine höhere Temperatur als die umgebende Luft und steigt nach oben. Die aufwärtsgerichtete Bewegungskomponente kann unter der Annahme einer geringeren Luftzirkulation bei allen Bränden beobachtet werden. In diesem Abschnitt wird der Stand der Technik der Bewegungsmerkmale zusammengefasst und eine Analyse zur Erfassung aufwärtsgerichteter Bewegungsvektoren durchgeführt. Voraussetzung für die Analyse ist die Schätzung der Bewegung. Die Grundlagen der Bewegungsschätzung und einige repräsentative Verfahren hierfür sind in Anhang A zusammengefasst.

**Stand der Technik** Verfahren, die Bewegungsinformationen einbeziehen, greifen in den meisten Fällen auf bewährte Bewegungsschätzer zurück. Rechenzeitschonende Verfahren benutzen block- oder regionsbasierte Bewegungsschätzer zur Generierung von Richtungs- und Geschwindigkeitsinformationen [2, 10, 92, 93, 105]. Darüber hinaus wurden auch Systeme vorgestellt, die auf den Verfahren *Horn-Schunck* [39] oder *Lucas-Kanade* [55] basieren [42, 97, 102–104, 112]. Kolesov et al. [47] verwenden einen eigens für die Rauchdetektion angepassten Bewegungsschätzer.



**Abbildung 3.9:** Bewegungsvektoren innerhalb einer Rauchsäule. (a) Bild der Rauchsäule und Messpunkt, (b) Histogramm der Bewegungswinkel am Messpunkt. Die aufwärtsgerichteten Bewegungsrichtungen dominieren.

Die Weiterverarbeitung der Bewegungsinformationen kann in zwei verschiedene Ansätze gegliedert werden. Auf der einen Seite werden benachbarte Bewegungsvektoren zusammengefasst. Dabei werden Regionen extrahiert, in denen sich Aufwärtsbewegungen häufen [50, 93, 102–104]. Auf der anderen Seite werden die Bewegungsinformationen an gleichbleibenden Bildpositionen im Zeitverlauf akkumuliert. Daraufhin wird nach Bildpositionen mit dauerhaft nach oben gerichteten Bewegungsvektoren gesucht [2, 3, 10, 57, 70, 105].

Die verwendeten Bewegungsschätzer entsprechen in den meisten Fällen nicht mehr dem aktuellen Forschungsstand. Insbesondere die *OpenCV*<sup>12</sup>-Bibliothek beinhaltet Grafikkartenimplementierungen robusterer Verfahren, etwa dem Verfahren von Brox [12] oder Zach et al. [108]. Wie auch bei den zuvor untersuchten Merkmalen geht aus dem Stand der Technik keine Information über die Anwendbarkeit der Merkmale bei geringen Auflösungen und geringer Rauchdichte hervor.

**Analysen der Rauchbewegung** In diesem Abschnitt werden charakteristische Eigenschaften der Rauchbewegung untersucht. Besonderes Augenmerk liegt dabei auf der zeitlichen Akkumulation von Bewegungsvektoren auf gleichbleibenden Bildpositionen.

Für die hier durchgeführte Bewegungsschätzung wird die *OpenCV*-Implementierung des Bewegungsschätzers *TVL1* [108] verwendet, für den eine detaillierte Dokumentation und eine schnelle GPU-Implementierung zur Verfügung steht [84, 108].

Die pixelweise ermittelten Bewegungsvektoren bilden die Eingangsdaten für die Rauchanalysen. Abbildung 3.9(a) zeigt ein Videobild einer Rauchsäule und einen Messpunkt, an dem eine Winkelanalyse der Bewegungsvektoren durchgeführt wird. Abbildung 3.9(b) zeigt das Histogramm der Bewegungswinkel an diesem Messpunkt im Zeitraum von einer Minute. Darin zeigt sich deutlich die Häufung der aufwärtsgerichteten Bewegungsvektoren.

<sup>12</sup>*OpenCV: Open Source Computer Vision: Bibliothek für Bildverarbeitung und maschinelles Sehen.*  
<http://opencv.org>

Die Bewegungswinkel werden in der folgenden Analyse als  $\theta_{x,y}[n]$  bezeichnet. Aufwärtsgerichtete Bewegungen werden durch

$$\Theta_{x,y}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow -\frac{\pi}{4} \leq \theta_{x,y}[n] \leq \frac{\pi}{4} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.9)$$

definiert. Darauf aufbauend wird wie in [105] die relative Häufigkeit aufwärtsgerichteter Bewegungen

$$h_{\Theta_{x,y}} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1..N} \Theta_{x,y}[n] \quad (3.10)$$

festgelegt.

Ferner wird bezüglich der Längen der Bewegungsvektoren  $\psi_{x,y}[n]$  und der zeitlich gemittelten Geschwindigkeit  $\overline{\psi_{x,y}}$  die Geschwindigkeitsabweichung  $\delta_{\psi_{x,y}}$  gemäß den Gleichungen

$$\Delta\Psi_{x,y} = \sum_{n=1..N} |\overline{\psi_{x,y}} - \psi_{x,y}[n]| \cdot \Theta_{x,y}[n], \quad (3.11)$$

$$\Psi_{x,y} = \overline{\psi_{x,y}} \cdot \sum_{n=1..N} \Theta_{x,y}[n], \quad (3.12)$$

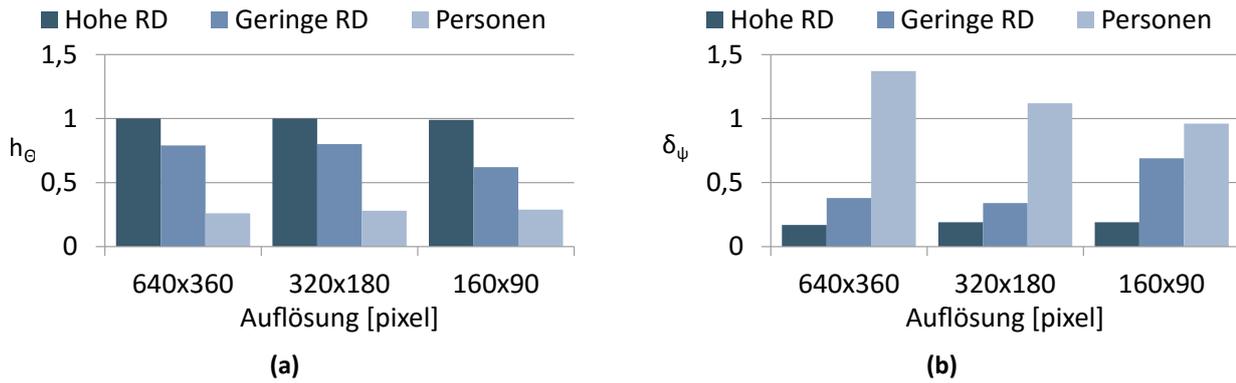
$$\delta_{\Psi_{x,y}} = \frac{\Delta\Psi_{x,y}}{\Psi_{x,y}} \quad (3.13)$$

definiert.

Zur Analyse des Bewegungsverhaltens von Rauch und Störgrößen werden Bewegungsvektoren untersucht, die von Rauch mit hoher und niedriger Rauchdichte und von Personen hervorgerufen werden. Abbildung 3.10 zeigt die Messwerte für  $h_{\Theta}$  und  $\delta_{\Psi}$  in Abhängigkeit der Auflösung. Dabei lässt sich sowohl bei der Häufigkeit der Aufwärtsverteilung der Bewegungswinkel  $h_{\Theta}$ , als auch bei der Abweichung der Bewegungsvektoren  $\delta_{\rho}$  Rauch von Störgrößen unterscheiden. Besonders deutlich ist dies bei Rauch mit hoher Rauchdichte, dessen Messwerte sich auch in verringerter Auflösung nicht ändern. Bei geringer Rauchdichte sinkt  $h_{\Theta}$  mit der Auflösung, während  $\delta_{\rho}$  ansteigt. Eine Unterscheidung zu den Messwerten, die bei Personen erzielt werden, ist dennoch in den getesteten Auflösungen noch möglich.

**Verwendung von Bewegungsinformationen** In Bezug auf Gleichmäßigkeit der Bewegungen unterscheiden sich Rauch und die hier betrachteten Störgrößen stark. Charakteristisch für Rauch sind dauerhaft aufwärtsgerichtete Bewegungen bei mäßigen Geschwindigkeitsschwankungen. Sowohl bei Bewegungsrichtungen als auch bei Bewegungsgeschwindigkeiten weisen die betrachteten Störgrößen höhere Variationen auf.

Obwohl die Bewegungsschätzung bei dichterem Rauch präzisere Ergebnisse liefert, ist auch bei geringerer Rauchdichte die Erfassung der Rauchbewegungen möglich. Sowohl Bewegungswinkel als auch Bewegungsgeschwindigkeiten fließen daher in die Entwicklung des Rauchdetektionsverfahrens mit ein.



**Abbildung 3.10:** Relative Häufigkeit  $h_{\Theta}$ , bei der sich die Bewegungswinkel im aufwärtsgerichteten Quadranten befindet (a) und mittlere Geschwindigkeitsabweichungen  $\delta_{\Psi}$  der aufwärtsgerichteten Bewegungsvektoren (b) bei hoher und geringer Rauchdichte sowie bei Personen. Rauch ist in allen Skalierungen von Personen separierbar.

### 3.5 Bewertung der Merkmale

Die Untersuchungen in den Abschnitten 3.1 bis 3.4 zeigen, dass für den in dieser Arbeit betrachteten Anwendungsfall Bewegungsinformationen das höchste Potenzial zur Rauchdetektion besitzen. Mit dem verwendeten Bewegungsschätzer *TVL1* ist die präzise Erfassung der charakteristischen aufwärtsgerichteten Bewegungen möglich. Das in den folgenden Kapiteln vorgestellte Verfahren zur Rauchdetektion benutzt die Weiterverarbeitung der Bewegungsinformationen als Hauptmerkmal.

Darüber hinaus werden Zeitverläufe der Intensitäten und der Energie als Hilfsmerkmale benutzt, um Störgrößen zu unterdrücken. Bedingt durch die kontrastarmen Grenzen von Rauchgebieten verursacht Rauch lediglich langsame Intensitäts- und Energieübergänge. Sprünge in den Zeitverläufen können nur durch Störgrößen hervorgerufen werden.

Merkmale, die auf Energierückgängen basieren, werden hingegen nicht in Betracht gezogen. Langsame Energierückgänge sind lediglich in Bereichen messbar, in denen auch die Rauchdichte langsam zunimmt und nicht schwankt. Direkt über der Brandquelle schwankt die Energie stark. Ein Rückgang ist dort nicht ersichtlich.

Ebenso werden größen- und konturbasierte Merkmale nicht betrachtet. Diese bauen auf Segmentierung der Rauchbereiche auf. Bei Fehlern im Segmentierungsverfahren arbeiten auch die darauf aufbauenden Merkmale fehlerhaft. Schwierigkeiten ergeben sich besonders bei der Segmentierung von Rauchbereichen mit geringer Rauchdichte. In diesem Fall beeinflusst der Hintergrund die Segmentierung.

Tabelle 3.1 fasst die Vor- und Nachteile der verschiedenen Merkmale und die Entscheidung über deren weitere Verwendung zusammen.

Merkmale und Kurzbeschreibung	Skalierbarkeit	Unterschiedliche Rauchdichten	Anwendung
<b>Intensität und Sättigung</b> Änderungen der Intensitäten und Farben im Zeitverlauf	Hoch	Geringe Intensitätsänderungen durch Rauch bei allen Rauchdichten	Intensitätsschwankungen zur Unterdrückung von Störgrößen
<b>Energie</b> Rückgang des Hintergrundkontrasts, Energieschwankungen	Mittel bis hoch	Energieschwankungen bei hohen Rauchdichten Energierückgang bei geringen Rauchdichten	Energieschwankungen zur Unterdrückung von Störgrößen
<b>Größe und Kontur</b> Wachsen der Rauchbereiche, raue Umrisslinien	Gering	Segmentierungsfehler bei geringen Rauchdichten	Keine Verwendung
<b>Bewegungsinformation</b> Kontinuierliche Aufwärtsbewegung von Rauch	Mittel bis hoch	Aufwärtsbewegung messbar bei allen Rauchdichten	Bewegungsschätzung als Hauptmerkmal für Rauchdetektion

Tabelle 3.1: Zusammenfassung verschiedener Merkmalsgruppen zur Rauchdetektion.



# 4 Bewegungsmodell für Rauch

Der Vergleich verschiedener Merkmalsgruppen in Kapitel 3 führt zu dem Schluss, dass die charakteristische Bewegung in den betrachteten Überwachungsszenarien das signifikanteste Merkmal von Rauch ist. Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren benutzt Bewegungsinformationen als Schlüsselmerkmal.

Um die verwendeten Bewegungsschätzer und die Weiterverarbeitung der Bewegungsinformationen präzise auf die Rauchdetektion abzustimmen, ist ein Modell für die Bewegung von Rauch erforderlich. Das Ziel dieses Kapitels ist die Herausarbeitung einer Bewegungsbeschreibung für Rauch, die eine Grundlage für die Entwicklung des Detektionsverfahrens darstellt.

Dafür werden in Abschnitt 4.1 die physikalischen Eigenschaften der Rauchbewegung und die Verteilung von Rauch innerhalb eines Raums beschrieben. Abschnitt 4.2 stellt ein Berechnungsmodell der Strömungsgeschwindigkeiten in Abhängigkeit der Brand- und Umgebungsbedingungen vor. In Abschnitt 4.3 wird die Erfassung des Rauchs mit Bewegungsschätzern untersucht. In Abschnitt 4.4 werden Strömungsberechnungen und die rekonstruierten Ergebnisse der videobasierten Bewegungsschätzung mit Strömungsmessungen verglichen. Die Ableitung der geforderten Geschwindigkeit in Bildkoordinaten erfolgt in Abschnitt 4.5. Abschnitt 4.6 fasst drei wesentliche Schlussfolgerungen zu einer kompakten Bewegungsbeschreibung zusammen.

## 4.1 Physikalische Eigenschaften der Verbrennung und Rauchausbreitung

Bei den in diesem Kapitel untersuchten Bränden kann zwischen *exothermer* und *endothermer* Rauchentwicklung unterschieden werden.

- Beim *exothermen* Pyrolyseprozess setzen die Brandmaterialien selbst ausreichend Energie frei, um die Reaktion aufrecht zu erhalten. Nichtflammende Papierbrände oder Rauchpatronen, denen nur kurz die Aktivierungsenergie zugeführt wird, gehören zu exothermen Reaktionen. Jedoch auch ein auf einer Herdplatte gestarteter Holz-Pyrolysebrand geht ab einer Temperatur von etwa 220°C in eine exotherme Reaktion über [58, 60].

Der Begriff *Schwelbrand* ist den exothermen Prozessen zuzuordnen. Er entsteht bei geringer Sauerstoffzufuhr zum Brand.

- Für den *endothermen* Pyrolyseprozess muss Energie von außen zugeführt werden. Der in dieser Arbeit in Betracht gezogene Rauchgenerator gehört zu dieser Kategorie. Ebenso verhält sich beispielsweise ein Kabelbrand zunächst weitestgehend endotherm.

In beiden Fällen entstehen nicht oder nicht vollständig verbrannte Produkte. Bei exothermen und endothermen Pyrolyseprozessen können die optischen Eigenschaften der entstehenden Rauchgase sehr ähnlich sein und lassen keinen zwingenden Rückschluss auf die Energiebilanz zu. In den nächsten Kapiteln wird daher diese Unterscheidung aufgehoben. Bei der Betrachtung des Aufstiegsverhaltens wird in diesem Kapitel jedoch eine exotherme Reaktion angenommen.

Bei einer exothermen Reaktion ist die Enthalpie der Ausgangsstoffe  $H_A$  größer als die der Endprodukte  $H_E$ . Die Reaktionsenthalpie

$$\Delta H = H_E - H_A \quad (4.1)$$

ist also negativ und Energie in Form von Strahlung und Wärme wird freigesetzt. Die freigesetzten Partikel und Gase an der Brandquelle nehmen einen Teil dieser Wärme auf.

Bei den in dieser Arbeit betrachteten Szenarien werden Umgebungsbedingungen mit gleichbleibendem atmosphärischen Luftdruck, also *isobaren* Verhältnissen, angenommen [76]. Aus dem *Gesetz für ideale Gase*

$$p \cdot V = k_B \cdot N \cdot T \quad (4.2)$$

kann bei gleichbleibendem Umgebungsdruck das Verhältnis

$$V \propto T, \quad (4.3)$$

$$\rho = \frac{m}{V} \quad (4.4)$$

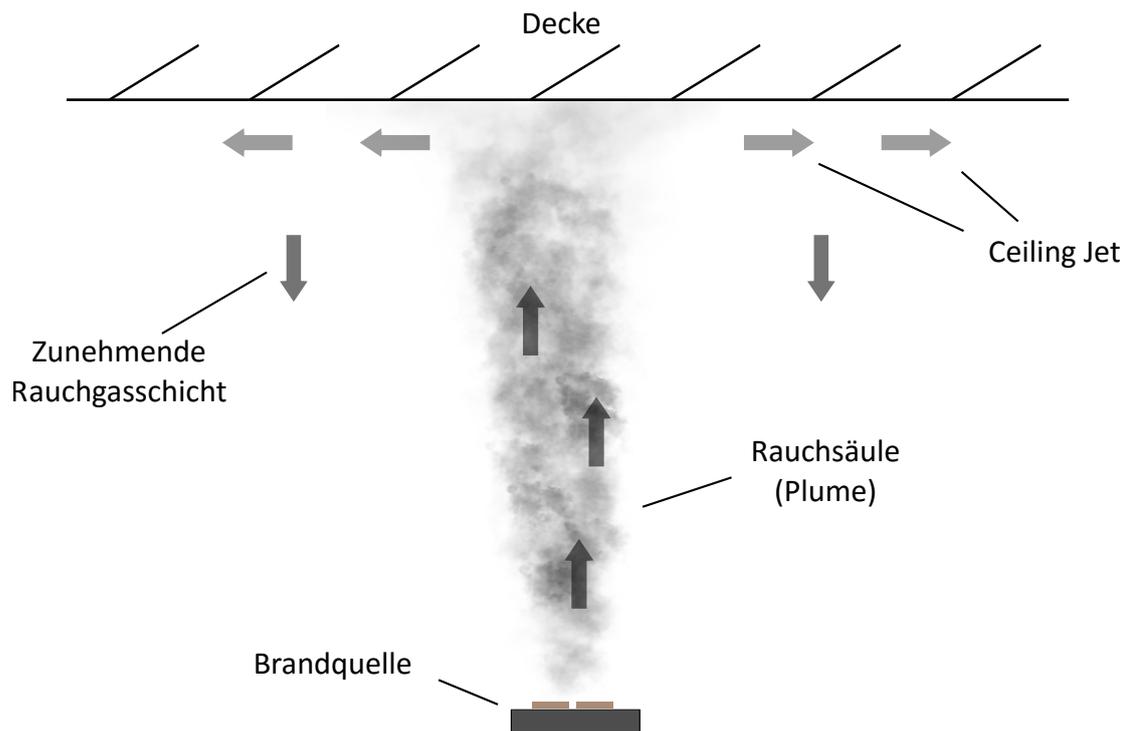
abgeleitet werden. Dabei werden folgende Symbole verwendet:

$p$ : Druck	$N$ : Teilchenzahl	$\rho$ : Dichte	$k_B$ : Boltzmann-Konstante
$V$ : Volumen	$T$ : Temperatur	$m$ : Masse	$(k_B = 1,38 \cdot 10^{-13} \frac{J}{K})$

Höhere Temperaturen  $T$  resultieren demzufolge in einer geringeren Dichte  $\rho$  der Brandprodukte. Deren geringe Dichte ist für das aufsteigende Verhalten verantwortlich. Während des Aufstiegs dehnen sich Brandgase aus und geben Wärmeenergie an die umgebende Luft ab, wodurch sich der Aufstieg verlangsamt und die Rauchsäule nach oben hin breiter wird [40].

Ist die Temperatur hoch genug, dass die Rauchsäule eine Raumdecke erreicht, ist eine Ausbreitung nach oben hin nicht mehr möglich. Dies resultiert in einer horizontalen Rauchausbreitung unter der Decke, die als *Ceiling Jet* bezeichnet wird. Im längeren Verlauf eines Brands nimmt die Höhe der Rauchgasschicht unter der Decke nach unten hin zu [40]. Abbildung 4.1 veranschaulicht die Bildung der Rauchsäule, den Ceiling Jet und die Vergrößerung der Rauchgasschicht.

Eine andere Rauchausbreitung ergibt sich hingegen, wenn keine Decke über der Brandquelle vorhanden ist oder die temperaturbedingte Auftriebskraft nicht für einen weiteren



**Abbildung 4.1:** Rauchausbreitung bei einem Schmelbrand. Rauch steigt über der Brandquelle auf und verteilt sich unter der Decke.

Aufstieg genügt bis die Decke erreicht ist. Ein solcher Fall ist besonders in Brandfrühphasen oder bei Schmelbränden mit geringer Brandleistung möglich. Rauch verdichtet sich dann zwar in den oberen Bereichen der Rauchsäule, eine definierte Rauchgasschicht entsteht jedoch nicht.

## 4.2 Berechnung der Strömungsgeschwindigkeiten

Abhängig von den Brand- und Umgebungsbedingungen kann die Strömungsgeschwindigkeit innerhalb der Rauchsäule ermittelt werden. Budnick et al. [13] geben dafür den Zusammenhang

$$v_B = 3,4 \cdot \left( \frac{g}{C_p \rho_\infty T_\infty} \right)^{\frac{1}{3}} \cdot \dot{Q}^{\frac{1}{3}} \cdot Z^{-\frac{1}{3}}, \quad (4.5)$$

$$\dot{Q} = \dot{m} \cdot \Delta H \quad (4.6)$$

an. Dabei werden die in Tabelle 4.1 dargestellten Symbole und Einheiten verwendet.

Symbol	Beschreibung	Einheit	Wert	Quellen
$v_B$	Berechnete Geschwindigkeit	$\frac{m}{s}$		
$g$	Erdbeschleunigung	$\frac{m}{s^2}$	9,81	
$C_p$	Spezifische Wärmeleitfähigkeit für Holz	$\frac{kJ}{kg \cdot K}$	1	[13]
$\rho_\infty$	Dichte der Umgebungsluft	$\frac{kg}{m^3}$	1,2	[13]
$T_\infty$	Temperatur der Umgebungsluft	$K$	293	
$\dot{Q}$	Wärmefreisetzungsrate, Brandenergie	$W$		
$Z$	Höhe über der Brandquelle	$m$	1	
$\dot{m}$	Massenfreesetzungsrate	$\frac{g}{s}$	0,03 (bei 3min)	[22]
$\Delta H$	Heizwert des Brennstoffs	$\frac{kJ}{g}$	1,7	[28, 71, 75]

**Tabelle 4.1:** Symbole und Größen zur Berechnung der Bewegungsgeschwindigkeit.

Roberts et al. [75] geben für den Heizwert von Holz  $1,68 \frac{kJ}{g}$  an, der auch im Folgenden für Holzschwelbrände angenommen wird. Dieser Wert steht im Einklang zur Angabe von Quintiere et al. [71], die für Schwelbrände einen um eine Größenordnung geringeren Heizwert als bei vollständiger Verbrennung beschreiben. Bei der vollständigen Verbrennung liegt der Heizwert von Holz bei etwa  $15 \frac{kJ}{g}$  [76, S. 190].

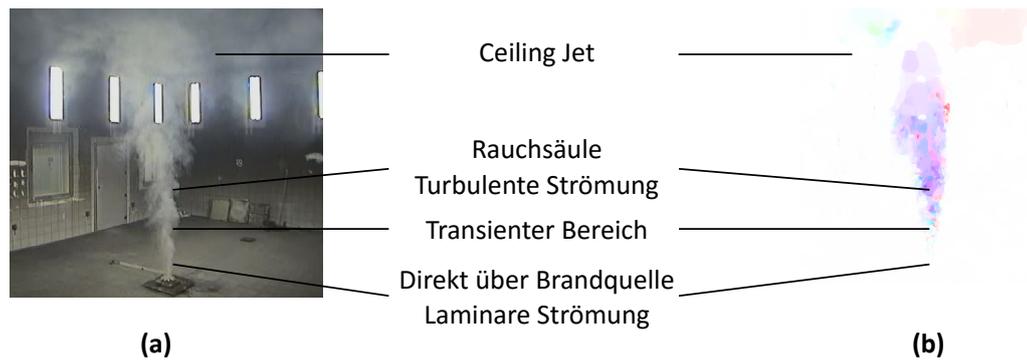
Aus den in Tabelle 4.1 aufgeführten Werten lässt sich somit für den Zeitpunkt  $3min$  nach Brandbeginn eine Bewegungsgeschwindigkeit von  $v_M = 0,40 \frac{m}{s}$  berechnen.

## 4.3 Bewegungsbeschreibung der Rauchsäule

Um zu überprüfen, wie präzise die Bewegung innerhalb der Rauchsäule ermittelt werden kann, sollen in diesem Abschnitt zunächst das Strömungsverhalten und die Bewegungsschätzung in verschiedenen Rauchbereichen untersucht werden.

### 4.3.1 Turbulenzverhalten und Sichtbarkeit der Rauchbewegung

In der Fluidmechanik werden typischerweise *laminare* und *turbulente* Strömungen unterschieden. In laminaren Bereichen strömen die Fluide in gleichmäßigen Schichten, wodurch keine inneren Verwirbelungen auftreten. Im Gegensatz dazu beeinflussen bei turbulenten Strömungen interne Verwirbelungen das Bewegungsverhalten stark.



**Abbildung 4.2:** Strömungsverhalten in verschiedenen Rauchbereichen. Videobild des Brands (a) und Flussfeld des *TVL1*-Verfahrens in Farbkodierung (b). In laminaren und transienten Strömungsbereichen direkt über der Brandquelle und im Ceiling Jet werden die Bewegungen kaum erfasst. In den turbulenten Bereichen in der Rauchsäule entsteht hingegen ein dichtes Bewegungsfeld.

Bei Rauch resultieren die Verwirbelungen aus den unterschiedlichen Temperaturen und damit den unterschiedlichen Aufströmgeschwindigkeiten innerhalb der Rauchsäule. So nimmt beispielsweise die Temperatur innerhalb eines *DIN EN 54 TF2*<sup>13</sup> Schwelbrands nach den von Cleary et al. [22] durchgeführten Messungen von  $33^{\circ}\text{C}$  in der Mitte der Rauchsäule zu  $27^{\circ}\text{C}$  an den Rändern der Rauchsäule ab, wobei die Raumtemperatur  $22^{\circ}\text{C}$  beträgt.

Dabei erscheinen die Verwirbelungen und Querströmungen zufällig, besitzen jedoch markante durchschnittliche Charakteristiken [6] wie die gleichmäßige Größe der Verwirbelungen. Diese Größe hängt vom Brandmaterial und den Umgebungsbedingungen ab [40].

Die turbulente Aufwärtsströmung ist eine markante Eigenschaft der Rauchsäule. Die Verwirbelungen der Rauchgase verursachen die sichtbare Struktur im Rauchbereich.

Abbildung 4.2(a) zeigt ein Videobild eines in einem Brandlabor durchgeführten *TF2* Holzschwelbrands. Bis etwa  $30\text{cm}$  über der Brandquelle ist die Strömung laminar beziehungsweise im Übergangsbereich zur Turbulenz [115], der in der Fluidmechanik auch als *transient* bezeichnet wird. Oberhalb dessen treten deutliche Verwirbelungen auf. Innerhalb der Rauchsäule führen sie zu einer turbulenten inneren Struktur mit unregelmäßiger Musterung. Im Ceiling Jet unter der Decke sind wiederum kaum Turbulenzen zu erkennen. Durch die Verteilung unter der Decke sinkt die Rauchdichte. Die Kontraste sind innerhalb dieser Rauchregion weniger stark ausgeprägt. Zudem ist die Ausbreitungsgeschwindigkeit geringer.

Abbildung 4.2(b) veranschaulicht die durch das *TVL1*-Verfahren ermittelten Bewegungsvektoren. Der Farbton beinhaltet die Information der Bewegungsrichtung, die Sättigung die der Geschwindigkeit. Die gering verwirbelten Bereiche direkt über der Brandquelle und im Ceiling Jet unter der Decke können dabei nicht erfasst werden. Für die turbulente Strömung innerhalb der Rauchsäule wird hingegen ein dichtes Bewegungsfeld abgebildet.

Während die Detektion der generellen Bewegung der Rauchsäule gelingt, ist die präzise Erfassung der Verwirbelungen selbst deutlich komplexer. Dies kann auf drei Hauptursachen zurückgeführt werden. Erstens begründet sich dies auf der Funktionsweise der Bewegungs-

<sup>13</sup>Ein in den *DIN EN 54* [24] Standards definierter Pyrolyseschwelbrand. Holz wird auf einer Herdplatte erhitzt, wodurch die Rauchgenerierung beginnt.

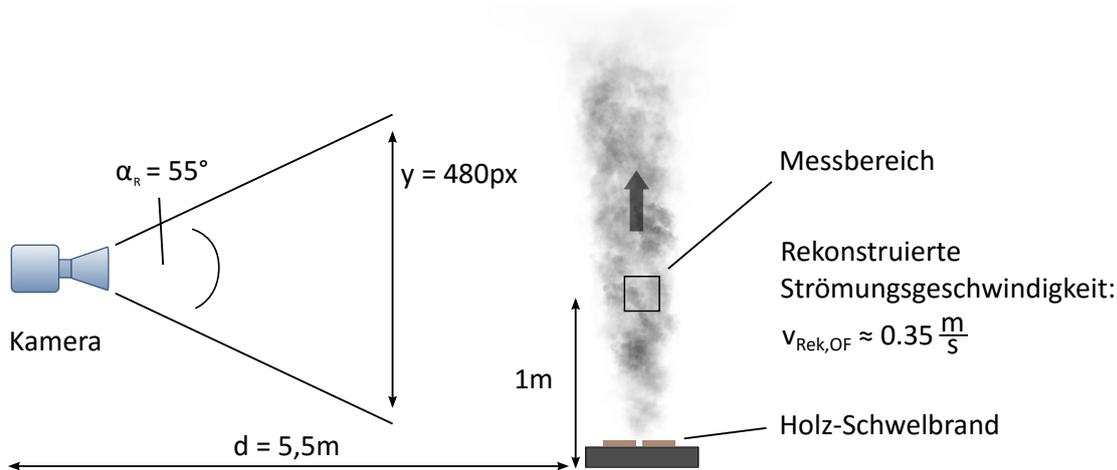


Abbildung 4.3: Aufbau zur Ermittlung der rekonstruierten Strömungsgeschwindigkeit  $v_{\text{Rek,OF}}$ .

schätzung. Einzelne weniger deutliche Verwirbelungen innerhalb der Rauchsäule werden geglättet. Bei starken Verwirbelungen werden die Kanten explizit betont. Der weiche Übergang zwischen den Verwirbelungen wird nicht erfasst. Zweitens führen die in Anhang A beschriebenen Verdeckungen bestimmter Verwirbelungen durch andere Verwirbelungen zu Schwierigkeiten bei der Bewegungsschätzung. Drittens sind die Details der Verwirbelungen häufig zu klein, um bei der Erstellung des Bewegungsfeldes berücksichtigt zu werden. Dies gilt insbesondere bei entfernteren Rauchsäulen und geringen Rauchdichten.

Im Fortgang der Analysen wird daher die mittlere Geschwindigkeit der Rauchbewegung untersucht, nicht jedoch die der einzelnen Verwirbelungen.

### 4.3.2 Rekonstruktion der Bewegungsgeschwindigkeiten

Bei der Analyse der Bewegungsvektoren wurde innerhalb der Rauchsäule ein Bereich betrachtet, der sich  $1\text{m}$  über der Brandquelle befindet. Die Kamera mit dem vertikalen Öffnungswinkel  $\alpha_v = 55^\circ$  befand sich  $5,5\text{m}$  vom Zentrum der Brandquelle entfernt. Die Bewegungsschätzung wurde in einer Auflösung von  $720 \times 480$  Pixel durchgeführt. Der Messaufbau ist in Abbildung 4.3 dargestellt.

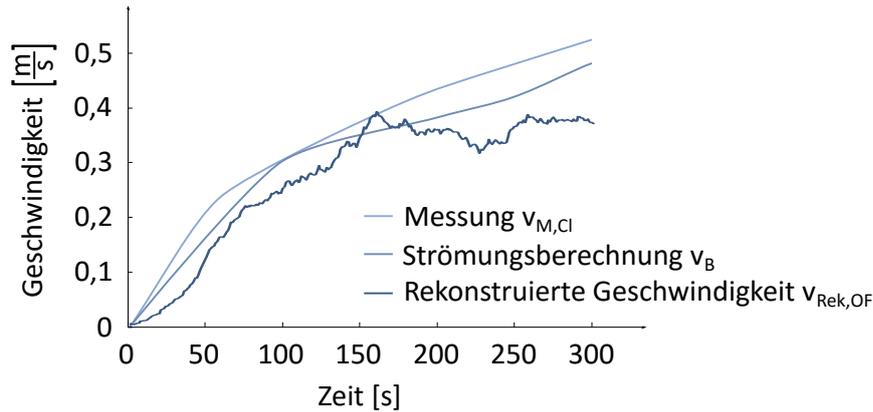
Für die Ermittlung der rekonstruierten Strömungsgeschwindigkeit  $v_{\text{Rek,OF}}$  aus der Geschwindigkeit der Bewegungsvektoren  $v_{\text{OF}}$  kann der Zusammenhang

$$v_{\text{Rek,OF}} = v_{\text{OF}} \cdot \frac{2d \cdot \tan\left(\frac{\alpha_R}{2}\right)}{y} \quad (4.7)$$

mit dem Abstand zwischen Brandquelle und Kamera  $d$  und der horizontalen Bildauflösung  $y$  angegeben werden.

In der stabilen Brandphase ab etwa  $120\text{s}$  nach Brandbeginn, bei der die visuelle Rauchdichte  $\omega$  den kritischen Wert von  $30\%$  überschreitet, werden durch die Rekonstruktion der optischen Flussvektoren Geschwindigkeiten von  $v_{\text{Rek,OF}} \approx 0.35 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  ermittelt.

Der Verlauf der rekonstruierten Bewegungsgeschwindigkeiten ist in Abbildung 4.4 dargestellt. Um Schwankungen der Bewegungsvektoren für diese Analyse auszuschließen, werden die Werte von  $v_{\text{Rek,OF}}$  in einem gleitenden Zeitfenster von  $30\text{s}$  gemittelt.



**Abbildung 4.4:** Vergleich der von Cleary et al. [22] gemessenen Strömungsgeschwindigkeit  $v_{M,Cl}$ , der berechneten Strömungsgeschwindigkeit  $v_B$  und der Geschwindigkeit durch Rekonstruktion der Bewegungsvektoren  $v_{Rek,OF}$ .

## 4.4 Verifikation der berechneten Strömungen

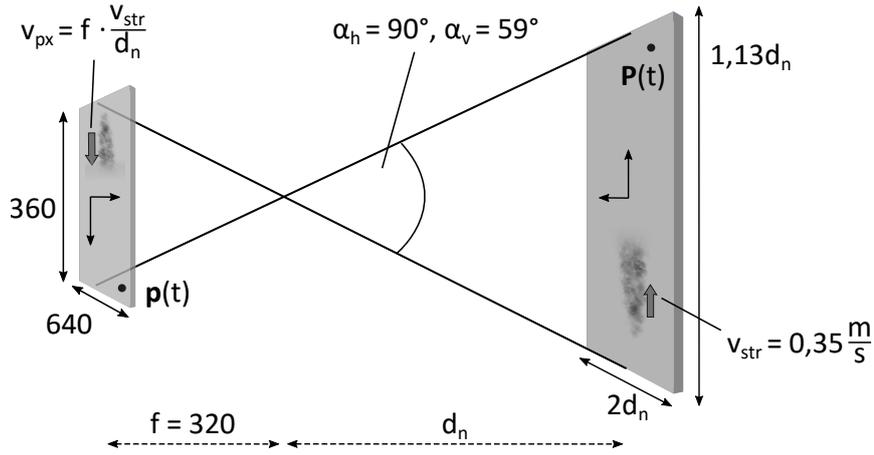
In diesem Abschnitt werden die rekonstruierten Werte der Bewegungsschätzung auch im Zeitverlauf mit Strömungsberechnungen aus Abschnitt 4.3 und mit Messungen der Raumbewegung verglichen. Dabei soll die Frage beantwortet werden, ob die Rekonstruktion der Bewegungsschätzung die gemessenen Geschwindigkeiten abbilden kann.

Bei den Messungen der Strömungsgeschwindigkeiten wird auf die von Cleary et al. [22] veröffentlichten Daten zurückgegriffen. Dabei wurden innerhalb der Rauchsäule auf gleicher Höhe über der Brandquelle Strömungsmessungen durchgeführt. Im Folgenden wird der Durchschnitt des Messpunkts in der Mitte der Rauchsäule und 10cm von der Mitte entfernt betrachtet. Bei den durchgeführten Bränden betragen die Geschwindigkeiten 10cm von der Mitte entfernt etwa 60% der Geschwindigkeit in der Rauchsäulenmitte. Ab 3min nach Brandbeginn betragen die so ermittelten Durchschnittsgeschwindigkeiten etwa  $v_{M,Cl} \approx 0,45 \frac{m}{s}$ .

Abbildung 4.4 zeigt für das Testfeuer eines Holzschwelbrands *TF2* die Verläufe der von Cleary et al. durchgeführten Messungen [22]  $v_{M,Cl}$ , der Geschwindigkeit der Strömungsberechnung  $v_B$  und der aus den optischen Flussvektoren rekonstruierten Geschwindigkeit  $v_{Rek,OF}$ . Mit der Zunahme der zugeführten Energie durch die Herdplatte und der freigesetzten Brandenergie steigen auch die Strömungsgeschwindigkeiten an. Die rekonstruierten Geschwindigkeiten  $v_{Rek,OF}$  befinden sich bis zum Zeitpunkt von 160s nahe an den gemessenen und den berechneten Werten  $v_{M,Cl}$  und  $v_B$ . Ab diesem Zeitpunkt wird die Temperatur der Herdplatte in den Tests zur Ermittlung von  $v_{Rek,OF}$  nicht weiter erhöht und die rekonstruierte Strömungsgeschwindigkeit bleibt auf konstantem Niveau bei etwa  $0,35 \frac{m}{s}$ .

Der Vergleich der Messungen und der Berechnung führt zu der Schlussfolgerung, dass die berechneten und gemessenen Strömungsgeschwindigkeiten auf die Erwartungswerte der Bewegungsschätzung übertragen werden können. Zur Dimensionierung der Rauchdetektionsverfahren kann somit die Strömungsbeschreibung von Abschnitt 4.2 herangezogen werden.

Für die in dieser Arbeit betrachteten Schwelbrände werden über der Brandquelle mittlere Strömungsgeschwindigkeiten von  $0,35 \frac{m}{s}$  angenommen. Die maximal angenommenen Strömungsgeschwindigkeiten betragen gemäß der Strömungsrekonstruktion  $0,38 \frac{m}{s}$ . Um auch Szenen abzudecken, bei denen die Brandquelle selbst verdeckt ist, soll wie in Kapitel 2



**Abbildung 4.5:** Projektion der Strömungsgeschwindigkeit  $v_{str}$  in 3D-Weltkoordinaten auf die Bewegungsgeschwindigkeit in 2D-Bildkoordinaten  $v_{px}$ .

beschrieben die Strömung auch 5m über der Brandquelle noch detektiert werden können. Gemäß der Strömungsbeschreibung aus Gleichung 4.5 nimmt die Aufströmgeschwindigkeit bei dieser Höhe auf einen Wert von etwa  $0,20 \frac{m}{s}$  ab.

## 4.5 Erwartete Bewegungsgeschwindigkeit in der Bildebene

In diesem Abschnitt wird ermittelt, welche Bewegungsgeschwindigkeiten in Bildkoordinaten für die Rauchdetektion abgedeckt werden müssen. Als Anforderungen dienen die in Kapitel 2 definierten Minimal- und Maximalentfernungen von 5m und 30m. Für die Umrechnung von 3D auf 2D Koordinaten wird eine perspektivische Kameraprojektion angenommen, wie sie auch in Abbildung 4.5 dargestellt ist.

Für die Umrechnung der 3D-Weltkoordinaten  $\vec{P} = (X, Y, d_n)^T$  in die Bildkoordinaten  $\vec{p} = (x, y, f)^T$  gilt die Abbildungsvorschrift

$$\vec{p} = \left( f \cdot \frac{X}{d_n}, f \cdot \frac{Y}{d_n}, f \right)^T. \quad (4.8)$$

Die virtuelle Brennweite bei einer Auflösung von 640x360 und den Öffnungswinkeln  $\alpha_h = 90^\circ$  und  $\alpha_v = 59^\circ$  beträgt  $f = 320px$ .

Für den  $\vec{v}(t) = \frac{d\vec{p}(t)}{dt}$  gilt

$$\vec{v}(t) = \left( f \cdot \frac{dX(t)}{dt} \cdot \frac{1}{d_n}, f \cdot \frac{dY(t)}{dt} \cdot \frac{1}{d_n}, f \right)^T. \quad (4.9)$$

Unter Berücksichtigung der minimal und maximal erwarteten Strömungsgeschwindigkeiten und Entfernungen können für die Strömungsgeschwindigkeit in Bildkoordinaten die in Tabelle 4.2 ausgeführten Werte berechnet werden. Das im nächsten Kapitel vorgestellte Verfahren soll diese Daten als Grenzen verwenden.

Symbol	Beschreibung	Wert
$v_{min}$	minimal angenommene Strömungsgeschwindigkeit	$0,20 \frac{m}{s}$
$v_{max}$	maximal angenommene Strömungsgeschwindigkeit	$0,38 \frac{m}{s}$
$d_{n,min}$	minimale Entfernung	$5m$
$d_{n,max}$	maximale Entfernung	$30m$
$BxH$	Bildaufösung	$640 \times 360$
$v_{px,min}$	minimal erwartete Strömungsgeschwindigkeit in Bildkoordinaten	$2,1 \frac{px}{s}$
$v_{px,max}$	maximal erwartete Strömungsgeschwindigkeit in Bildkoordinaten	$24 \frac{px}{s}$

**Tabelle 4.2:** Werte zur Kalkulation der minimal und maximal erwarteten Strömungsgeschwindigkeiten in Bildkoordinaten.

## 4.6 Zusammenfassung des Bewegungsmodells

Aus den durchgeführten Analysen können drei wesentliche Schlussfolgerungen zu einem Bewegungsmodell zusammengefasst werden, das in den folgenden Kapiteln herangezogen wird.

### 1. Erfassung der Rauchbewegung in mittlerer Höhe über der Brandquelle

Die Bewegung von Rauch ist nur durch die Turbulenzen innerhalb der Rauchsäule sichtbar und durch Bewegungsschätzung detektierbar. Solche Turbulenzen werden ab etwa  $30cm$  über der Brandquelle deutlich. Unterhalb dieser Grenze und innerhalb des Ceiling Jets weist Rauch nur geringe innere Strukturmerkmale auf. Die Bewegung ist dort kaum sichtbar und durch Bewegungsschätzung nur schwer zu erfassen.

### 2. Detektion der durchschnittlichen Bewegung

Im Mittel kann die Aufwärtsströmung der Rauchsäule präzise erfasst werden. Die aus den optischen Flussfeldern rekonstruierten Geschwindigkeiten korrelieren stark mit berechneten Strömungsgeschwindigkeiten und Messungen. Die inneren Strukturveränderungen in der Rauchsäule und die gleichzeitige Glättung und Kantenerhaltung des *TVL1*-Verfahrens führen jedoch dazu, dass die Verwirbelungen und schwache Kontrastübergänge innerhalb der Rauchsäule nicht exakt abgebildet werden können.

### 3. Erwartete Geschwindigkeit der Rauchbewegung bei etwa $0,35 \frac{m}{s}$

Zwischen Brandenergie und Strömungsgeschwindigkeit besteht lediglich ein schwacher Zusammenhang. Bei den in dieser Arbeit betrachteten Schmelbränden wird über der Brandquelle eine Strömungsgeschwindigkeit von  $0,35 \frac{m}{s}$  angenommen. Im Abstand von  $5m$  über der Brandquelle ist die Geschwindigkeit auf  $0,2 \frac{m}{s}$  abgesunken. Bei den geforderten Entfernungen für die Rauchdetektion wird diese Geschwindigkeit auf die Geschwindigkeiten in Bildkoordinaten von  $2,1 \frac{px}{s}$  bis  $24 \frac{px}{s}$  projiziert.



# 5 Konzept eines Rauchdetektionsverfahrens

In diesem Kapitel wird ein Verfahren zur Detektion von Rauch vorgestellt. Für das Konzept werden wesentliche Erkenntnisse aus Kapitel 3 und 4 umgesetzt.

Das Rauchdetektionsverfahren ist in vier Blöcke gegliedert. Zunächst werden die Videobilder eingelesen. Im nächsten Verfahrensblock segmentieren Filter die Videobilder in drei verschiedene Bereiche, in denen die Rauchdetektion entweder möglich ist, nicht möglich ist oder in denen Störgrößenobjekte direkt bei der Vorfilterung zurückgewiesen werden. Die Vorfilterung wird in Abschnitt 5.1 erläutert. Daraufhin wird eine videobasierte Bewegungsschätzung durchgeführt und die Bewegungsinformationen, wie in Abschnitt 5.2 beschrieben, weiterverarbeitet. Diese werden anschließend mit den Segmentierungsdaten verknüpft. Das in Abschnitt 5.3 beschriebene Verifikationsmodul bildet den Abschluss des Verfahrens. Darin werten ein zeitlicher Integrator und eine geometrische Analyse die bis dahin aufgetretenen Rauchvoralarme aus. Eine Übersicht des Detektionsverfahrens ist in Abbildung 5.1 dargestellt. Eine Evaluierung und Diskussion dieses Verfahrens werden in Abschnitt 5.4 und Abschnitt 5.5 vorgenommen. Abschnitt 5.6 fasst die Schlussfolgerungen des Kapitels zusammen.

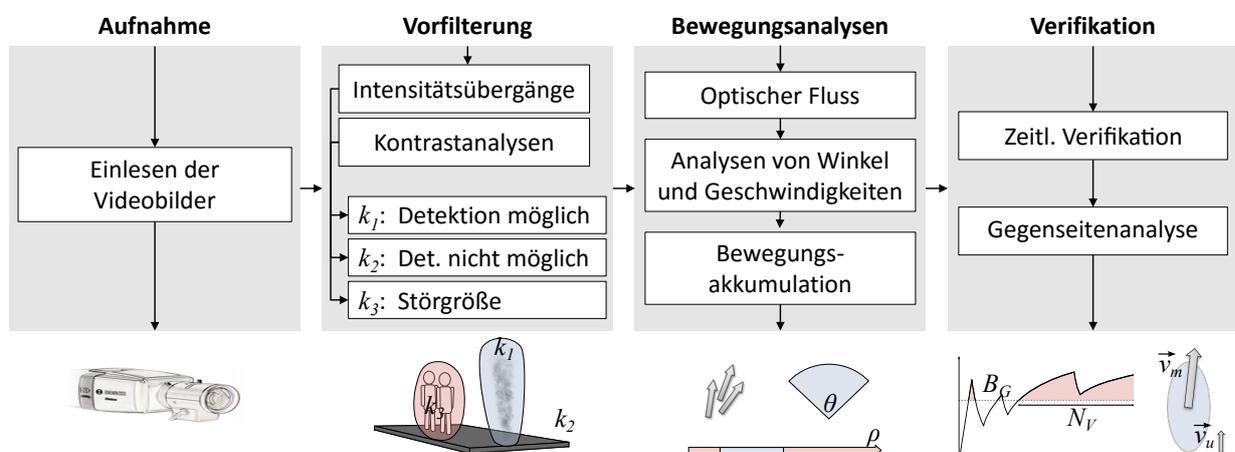


Abbildung 5.1: Strukturierung des Rauchdetektionskonzepts.

## 5.1 Vorfilterung

Ziel der Vorfilterung ist es, die Eingangsbilder in verschiedene Bereiche zu gliedern. Die Vorfilterung kombiniert einige in Kapitel 3 identifizierte Merkmale, die das Potenzial besitzen, mit geringer Rechenleistung charakteristische Eigenschaften von Störgrößenobjekten zurückzuweisen und somit aus der Weiterverarbeitung auszuschließen.

### 5.1.1 Merkmale zur Bildfilterung

In der Vorfilterung sind folgende vier Schlussfolgerungen aus dem Merkmalsvergleich aus Kapitel 3 umgesetzt:

1. Die Intensitäten überschreiten einen Mindestwert.
2. Die lokalen Bildenergien überschreiten einen Mindestwert.
3. In Rauchgebieten treten geringe zeitliche Intensitätsänderungen auf.
4. In Rauchgebieten treten geringe zeitliche Energieschwankungen auf.

Die Kategorisierung wird demnach anhand vier logischer Filter vollzogen. Die ersten beiden Filter beziehen sich auf die Bildintensität  $I_{x,y}[n]$ . Das erste Filter

$$F_{I_{x,y}}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow I_{x,y}[n] \geq I_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.1)$$

vergleicht die Bildintensität mit der unteren Grenzintensität  $I_G$ , womit dunkle Bildbereiche ausgeschlossen werden. Das zweite Filter basiert auf Differenzen der Intensitäten und deren zeitlicher Maximalwerte

$$\Delta I_{x,y}[n] = |I_{x,y}[n] - I_{x,y}[n-1]|, \quad (5.2)$$

$$\widehat{\Delta I}_{x,y}[n] = \max_{l=0..L-1} \{\Delta I_{x,y}[n-l]\}. \quad (5.3)$$

Dabei beschreibt  $L$  die Intervalllänge, in der der Maximalwert der Intensitätsdifferenzen ermittelt wird. Das zweite logische Filter

$$F_{\Delta I_{x,y}}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow \widehat{\Delta I}_{x,y}[n] \leq \widehat{\Delta I}_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.4)$$

vergleicht die maximalen Intensitätsdifferenzen mit dem oberen Grenzwert  $\widehat{\Delta I}_G$ . Damit werden zeitliche Intensitätssprünge, die für Rauch unwahrscheinlich sind, herausgefiltert.

Die weiteren beiden Filter beziehen sich auf lokale Bildenergien

$$E[n] = I[n] * \mathcal{L}, \quad (5.5)$$

die in diesem Verfahren durch eine Faltung der Intensitätsbilder  $I[n]$  mit dem *Laplace*-Filter

$$\mathcal{L} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

ermittelt werden. Die beiden weiteren logischen Filter sind definiert durch

$$F_{E_{x,y}}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow E_{x,y}[n] \geq E_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad (5.7)$$

$$F_{\Delta E_{x,y}}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow \widehat{\Delta E}_{x,y}[n] \leq \widehat{\Delta E}_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}. \quad (5.8)$$

Dadurch werden auf der einen Seite lediglich Bereiche betrachtet, in denen die lokale Bildenergie einen Mindestwert  $E_G$  übersteigt. Auf der anderen Seite werden zeitliche Energiesprünge  $\widehat{\Delta E}_{x,y}[n]$  herausgefiltert, die den Grenzwert  $\widehat{\Delta E}_G$  überschreiten.

### 5.1.2 Kategorisierung verschiedener Bildbereiche

Bei der Vorfilterung werden verschiedene Bildbereiche einer von drei verschiedenen Kategorien zugeteilt.

In Kategorie  $k_1$  fallen Bildbereiche, in denen die Rauchdetektion grundsätzlich möglich ist. Entsprechende Bildbereiche besitzen auf der einen Seite eine Mindestintensität  $I_G$  und Mindestenergie  $E_G$ , auf der anderen Seite dürfen sich in den entsprechenden Bildbereichen weder Intensitäts- noch Energiesprünge ereignen. Kategorie  $k_2$  umfasst Bildbereiche, in denen eine Rauchdetektion im aktuellen Bild nicht möglich ist. Es treten zwar keine Kontrast- und Intensitätssprünge auf, jedoch ist die Intensität oder Energie unterhalb der erforderlichen Schwelle. Kategorie  $k_3$  enthält Bildbereiche, in denen durch einen Kontrast- oder Intensitätssprung das Auftreten einer Störgröße als sicher gilt. Tabelle 5.1 fasst die Kriterien für die Kategorisierung zusammen.

## 5.2 Bewegungsanalysen

Die Bewegungsanalysen bilden den Hauptteil des Rauchdetektionsverfahrens. Darin werden die Schlussfolgerungen aus Kapitel 3 und 4 bezüglich der Aufwärtsbewegung von Rauch umgesetzt. Zunächst werden die Bewegungsanalysen einzelner Vektoren vorgenommen. Anschließend wird ein Akkumulationsverfahren für die Bewegungsvektoren vorgestellt, das bezüglich der verschiedenen Kategorien unterscheidet.

Kategorie	Beschreibung	Filterkombination
$k_1$	Rauchdetektion möglich. Ausreichende Intensität und Bildenergie, geringe zeitliche Intensitäts- und Energiedifferenzen	$\bigwedge \{F_I, F_{\Delta I}, F_E, F_{\Delta E}\}$
$k_2$	Rauchdetektion aktuell nicht möglich. Bildbereich zu dunkel oder kontrastarm.	$\bigwedge \{F_{\Delta I}, F_{\Delta E}, (\overline{F_I} \vee \overline{F_E})\}$
$k_3$	Rauchdetektion nicht möglich. Intensitäts- oder Energiesprünge aufgetreten.	$\overline{F_{\Delta I}} \vee \overline{F_{\Delta E}}$

**Tabelle 5.1:** Segmentierung verschiedener Bildbereiche in die Kategorien  $k_1$ ,  $k_2$  und  $k_3$  anhand der intensitätsbasierten Filter  $F_I$  und  $F_{\Delta I}$  und der energiebasierten Filter  $F_E$  und  $F_{\Delta E}$ .

### 5.2.1 Erwartete Winkel und Geschwindigkeiten

Die Bewegungsanalysen basieren auf dem Vektorfeld, das durch das *TVL1*-Verfahren geschätzt wird. Für die Bewegungswinkel  $\theta_{x,y}[n]$  wird das Kriterium

$$c_{1\ x,y}[n] = \begin{cases} 1 - \frac{|\theta_{x,y}[n]|}{\frac{\pi}{2}} & \text{für } -\frac{\pi}{4} \leq \theta_{x,y}[n] \leq \frac{\pi}{4} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.9)$$

definiert, wobei wie in Kapitel 3  $\theta_0 = 0$  für die senkrechte Aufwärtsbewegung steht. Das Zulassen von Winkelabweichungen von bis zu  $\frac{\pi}{4}$  erlaubt auf der einen Seite Turbulenzen im Rauchbereich, bei denen variierende Bewegungswinkel auftreten. Auf der anderen Seite ist auch die Detektion von Rauchsäulen möglich, die bedingt durch Seitenwinde von der Vertikalen abweichen.

Bezüglich der Amplituden der Bewegungsvektoren  $\psi_{x,y}[n]$  wird ein zweites Kriterium

$$c_{2\ x,y}[n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow \psi_U \leq \psi_{x,y}[n] \leq \psi_O \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.10)$$

definiert. Dabei sind  $\psi_U$  und  $\psi_O$  die minimale und maximale Geschwindigkeit in Pixelkoordinaten, die bei der erwarteten Strömungsgeschwindigkeit von  $0,35 \frac{m}{s}$  und den Grenzentfernungen von  $5m$  und  $30m$  gemäß Gleichung 4.7 ermittelt werden.

Basierend auf den beiden Kriterien ist für die Bewegungsvektoren die Bewegungsbewertung

$$\hat{b}_{x,y}[n] = c_{1\ x,y}[n] \cdot c_{2\ x,y}[n] \quad (5.11)$$

definiert, die sowohl Winkel als auch Amplituden der Bewegungsfelder berücksichtigt.

## 5.2.2 Akkumulation der Bewegungsinformationen

Das Rauchdetektionsverfahren analysiert die Kontinuität der Bewegung anhand einer zeitlichen Akkumulation der Bewegungsbewertungen. Dafür wird der zeitliche Akkumulationswert der Bewegung  $b_{x,y}[n]$  eingeführt. Bei der Aktualisierung von  $b_{x,y}[n]$  werden die verschiedenen Bildkategorien  $k_1$ ,  $k_2$  und  $k_3$  unterschieden.

In Bildbereichen der Kategorie  $k_1$ , in der die Rauchdetektion erlaubt ist, wird  $b_{x,y}[n]$  gemäß

$$b_{x,y}[n] = \beta \cdot \hat{b}_{x,y}[n] + (1 - \beta) \cdot b_{x,y}[n - 1] \quad (5.12)$$

der Bewegungsbewertung  $\hat{b}_{x,y}[n]$  durch eine exponentielle Glättung nachgeführt. Der Faktor  $\beta$  ist von der Zeitkonstanten  $\tau$  des exponentiellen Glättungsfilters abhängig gemäß

$$\beta = 1 - \exp\left(-\frac{1}{\tau}\right). \quad (5.13)$$

In diesem Verfahren wird ein Wert von  $\tau = 4s$  verwendet. In dieser Zeit kann der Akkumulationswert  $b_{x,y}[n]$  auf 63,2% des maximal möglichen Werts ansteigen.

In dunklen oder kontrastarmen Bildbereichen, die Kategorie  $k_2$  zugeordnet werden, klingt  $b_{x,y}[n]$  gemäß

$$b_{x,y}[n] = (1 - \beta) \cdot b_{x,y}[n - 1] \quad (5.14)$$

exponentiell ab. In Bildbereichen der Kategorie  $k_3$ , in denen bei der Vorfilterung rauchuntypische Intensitäts- oder Kontrastsprünge detektiert werden, wird die Bewegungsakkumulation gemäß

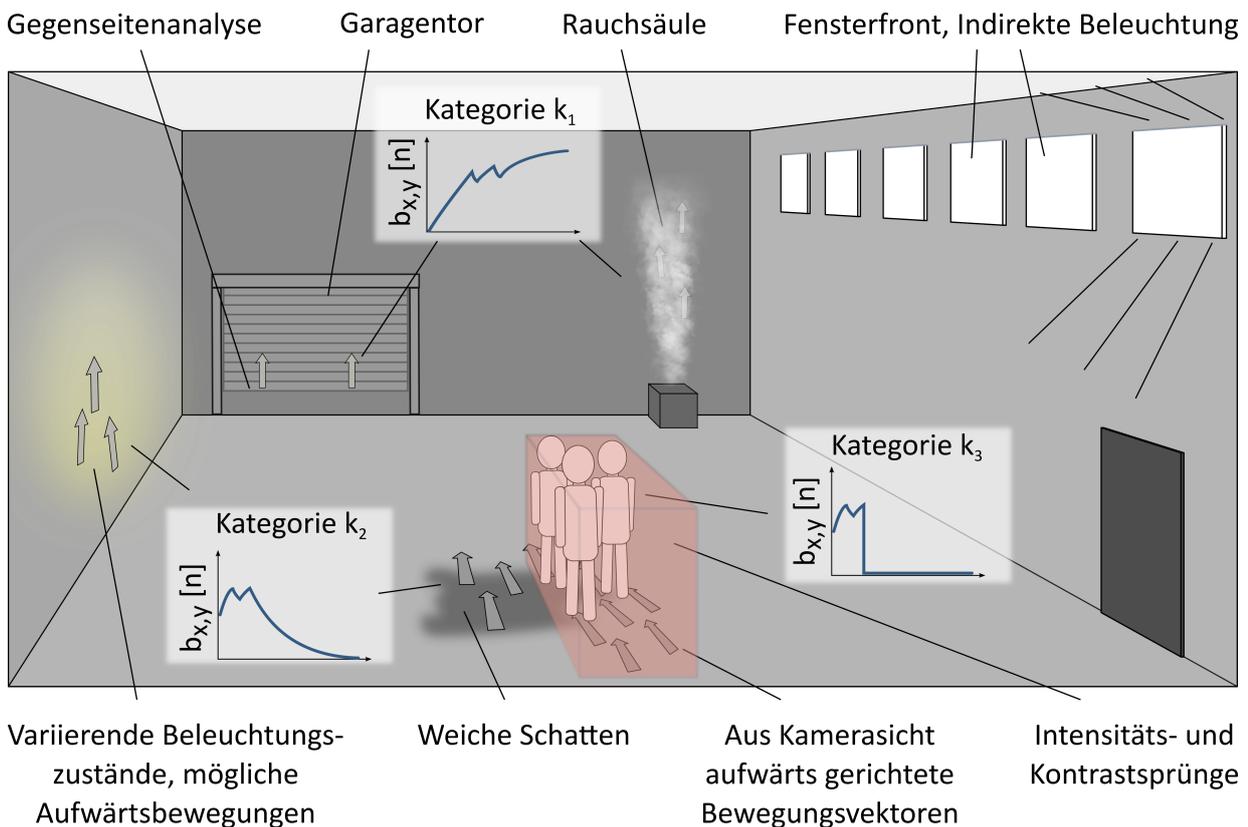
$$b_{x,y}[n] = 0 \quad (5.15)$$

zurückgesetzt.

Abbildung 5.2 verdeutlicht die Bewegungsakkumulation in den verschiedenen Bildbereichskategorien in einem möglichen Überwachungsszenario aus Kameraperspektive. Bildbereiche, in denen Personen Intensitätssprünge verursachen, werden ausgeschlossen. In Bildbereichen, in denen zwar aufwärtsgerichtete Bewegungsvektoren auftreten, aber die lokale Bildenergie gering ist, klingt  $b_{x,y}[n]$  langsam ab. Innerhalb der Rauchsäule, in denen eine ausreichende Bildenergie und ausreichend Bewegungsvektoren auftreten, steigt  $b_{x,y}[n]$  an.

## 5.3 Verifikation

Die Verifikation der Rauchvoralarme besteht aus zwei Stufen. Im ersten Verifikationsschritt wird untersucht, ob die Voralarmstufe über einen längeren Zeitraum bestehen bleibt. Anschließend unterzieht ein zweiter Verifikationsschritt die Gegenseite der Bewegungsrichtung einer weiteren Analyse.



**Abbildung 5.2:** Überwachter Raum aus möglicher Kameraperspektive. Aufwärtsgerichtete Bewegungsvektoren werden neben Rauch durch verschiedene Störgrößen hervorgerufen. Die Rauchdetektion ist jedoch lediglich in Bildbereichen der Kategorie  $k_1$  möglich, nicht jedoch in Bereichen der Kategorien  $k_2$  oder  $k_3$ , in denen Intensitätssprünge oder nicht ausreichende Bildkontraste auftreten. Ein öffnendes Garagentor, das wie Rauch ebenfalls in die Kategorie  $k_1$  fällt, wird über die zeitliche Verifikation oder die Gegenseitenanalyse ausgeschlossen.

### 5.3.1 Zeitliche Verifikation

Das Ziel der Verifikation besteht darin, kurzzeitige Aufwärtsbewegungen zurückzuweisen und anhand kontinuierlicher Aufwärtsbewegungen Rauch zu detektieren. Die erste Alarmstufe  $A_1 [n]$  wird gemäß

$$B [n] = \max_{x,y=1..X,Y} \{b_{x,y} [n]\}, \quad (5.16)$$

$$A_1 [n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow B [n] \geq B_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.17)$$

erreicht, sobald  $b_{x,y} [n]$  die Alarmgrenze  $B_G$  überschreitet.  $B [n]$  enthält den höchsten Akkumulationswert  $b_{x,y} [n]$  aller Pixel im aktuellen Bild. Das Verfahren gelangt gemäß

$$N_v = r \cdot T_V, \quad (5.18)$$

$$A_2 [n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow \{\sum_{n=1..N_V} A_1 [n]\} = N_V \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.19)$$

in die zweite Alarmstufe  $A_2 [n]$ , wobei  $N_V$  die Anzahl der Bilder zur Verifikation beschreibt.  $N_V$  wird aus der Verifikationszeit  $T_V$  und der Bildverarbeitungsrate  $r$  ermittelt. In diesem Verfahren werden die Alarmwerte  $B_G = 0,5$  und  $T_V = 10s$  verwendet.

### 5.3.2 Verifikation durch Gegenseitenanalyse

Eine substanzielle Eigenschaft der betrachteten Schwelbrände ist das kontinuierliche Generieren von Rauch durch die Brandquelle. Dies führt dazu, dass die Unterseite der detektierten Rauchregion konstant bleibt. Innerhalb der Rauchregion ist jedoch eine kontinuierliche Aufwärtsbewegung messbar. Dies unterscheidet Rauch grundlegend von anderen statischen Objekten, die die Alarmstufe  $A_2$  erreichen, beispielsweise Rolltore oder langsam fahrende Fahrzeuge, bei denen sich die der Bewegungsrichtung entgegengesetzte Seite mitbewegt.

Für die Gegenseitenanalyse wird zunächst der mittlere Geschwindigkeitsvektor  $\vec{v}_m [n]$  der Voralarmregion gemäß

$$c_{x,y} [n] = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow b_{x,y} [n] \geq B_G \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad (5.20)$$

$$C [n] = \sum_{x,y \in \text{ROI}} c_{x,y} [n], \quad (5.21)$$

$$\vec{v}_m [n] = \frac{1}{C [n]} \cdot \sum_{x,y \in \text{ROI}} (\vec{v}_{x,y} [n] \cdot c_{x,y} [n]) \quad (5.22)$$

ermittelt. Dabei beschreibt die ROI (Region of Interest) das Rechteck um die Bildpositionen, in denen die Voralarmstufe erreicht wird.

Daraufhin wird die Unterseite der Voralarmregion untersucht. Da die Brandquelle kontinuierlich Rauch produziert, wird angenommen, dass auch die Unterkante der Voralarm-

region

$$U[n] = \max_y \{ROI[n]\} \quad (5.23)$$

konstant bleibt.

Um eine Rauchentscheidung zu treffen, wird das Verhältnis der vertikalen Bewegungsgeschwindigkeit der Unterkante  $v_u[n]$  und der vertikalen Komponente der mittleren Geschwindigkeit  $\bar{v}_v[n]$  mittels des Verhältnisses

$$d[n] = \frac{v_u[n]}{\bar{v}_v[n]} \quad (5.24)$$

analysiert. Die Alarmstufe

$$A_3 = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow A_2[n] \wedge \{d[n] \leq d_G\} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.25)$$

wird erreicht, sobald das Verhältnis  $d$  den Grenzwert  $d_G = 0,25$  unterschreitet, sich die Unterseite also maximal mit einer Geschwindigkeit von 25% der mittleren Geschwindigkeit bewegt. Objekte, bei denen die innere Bewegung mit der Unterkantenbewegung übereinstimmt, wie das in Abbildung 5.2 dargestellte Garagentor, können somit zurückgewiesen werden.

## 5.4 Evaluierung des Konzepts

Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit dieses Verfahrens wird es anhand der in Kapitel 2 vorgestellten Vergleichsdatenbank evaluiert. Die Evaluierung orientiert sich an den ebenfalls in Kapitel 2 dargestellten Kriterien:

- Art der Brandquelle
- Reichweiten
- Detektionszeiten
- Zurückweisung von Störgrößen

Das Ziel der Evaluierung ist das Verständnis der Grenzen dieses Verfahrens und die Herausarbeitung von Weiterentwicklungsmöglichkeiten für das Konzept der Rauchdetektion und der Bewegungsschätzung. Die Erkenntnisse aus der Evaluierung bilden die Grundlage für die Anpassung der Bewegungsschätzung für Rauch in Kapitel 6 und für das erweiterte Rauchdetektionsverfahren in Kapitel 7. Bei der Evaluierung wird zwischen Rauch- und Störgrößensequenzen unterschieden.

### 5.4.1 Ergebnisse der Rauchdetektion

Bei der Rauchdetektion werden zwei Evaluierungsmaße betrachtet. Als Erstes wird die *True Positive Rate* TPR untersucht, die den Anteil der Rauchvideos darstellt, in denen die Alarmstufe  $A_3$  erreicht wird. Zur vereinfachten Darstellung wird in den Evaluierungsergebnissen die dazu komplementäre *False Negative Rate* FNR angegeben. Als Zweites wird die Alarmzeit  $T_A$  ausgewertet, bei der  $A_3$  erreicht wird. Für die Evaluierung der Rauchvideos stehen insgesamt 47 verschiedene Videosequenzen mit verschiedenen Brandereignissen zur Verfügung, die anhand der Kategorien *Brandquellen*, *Rauchdichten* und *Entfernungen* aufgeteilt werden. Insgesamt wird in 72% der Fälle die Alarmstufe  $A_3$  erreicht. In Abbildung 5.3 sind die Alarmzeiten als *Box-Whisker-Plots*<sup>14</sup> nach oben und die FNR nach unten orientiert dargestellt. Die Eigenschaften der Testsequenzen und die Alarmzeiten  $T_A$  sind in Tabelle B.1 in Anhang B aufgelistet.

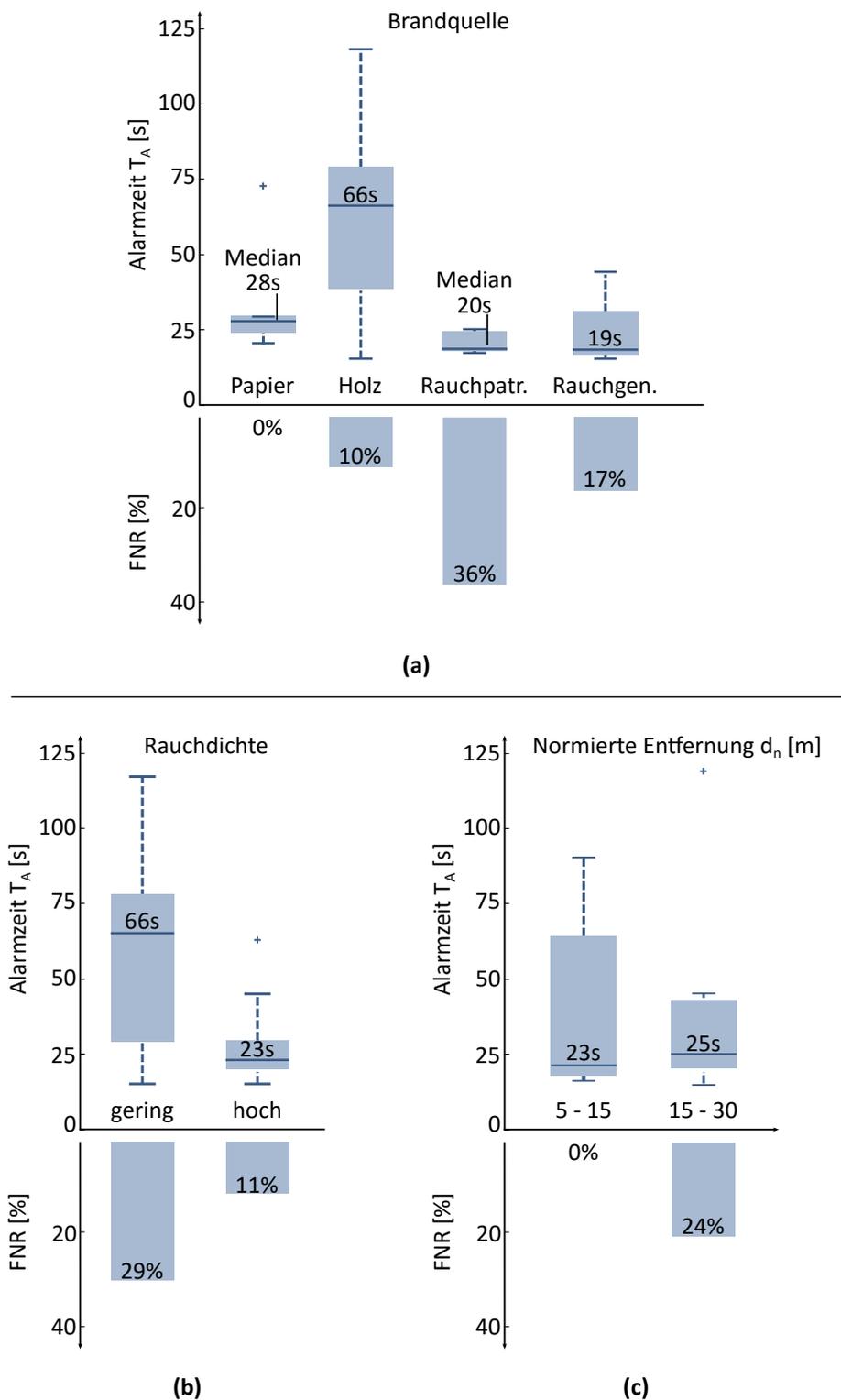
**Brandquellen** Beim Vergleich unterschiedlicher Brandquellen werden ausschließlich Brände betrachtet, deren normierte Entfernung zur Kamera  $d_n$  zwischen  $8m$  und  $22m$  beträgt. Somit werden Grenzfälle, in denen sich Rauch sehr nahe und sehr weit von der Kamera entfernt befindet, ausgeschlossen.

Abbildung 5.3(a) zeigt anhand eines Box-Whisker-Plots die Alarmzeit  $T_A$  und den Anteil nicht erkannter Brände FNR bei unterschiedlichen Brandquellen. Sowohl die Alarmzeiten  $T_A$  als auch deren Streuung sind bei Holz signifikant höher als bei den anderen Brandquellen. Der Median der Alarmzeiten bei Holzschwelbränden liegt bei  $66s$ . Die aufgezeichneten Holzschwelbrände besitzen zu Brandbeginn eine geringere Rauchdichte als Rauch, der durch Papier, Rauchpatronen oder Rauchgeneratoren erzeugt wird. Im Gegensatz dazu ist Rauch, der durch Rauchpatronen und Rauchgeneratoren oder Papier produziert wird, über nahezu die gesamte Brandphase gleichmäßig. Er wird entweder bis zu  $40s$  nach Brandentstehung erkannt oder nicht detektiert.

**Rauchdichten** Wie bei der Evaluierung verschiedener Brandquellen werden für die Untersuchung des Einflusses der Rauchdichte ausschließlich Videosequenzen mit Entfernung zur Brandquelle zwischen  $8m$  und  $22m$  betrachtet. Dabei werden die Videosequenzen in zwei Gruppen aufgeteilt. Die erste Gruppe umfasst Videosequenzen, in denen der Rauch eine Dichte mit  $\omega \leq 60\%$  und hohe Transparenz besitzt, sodass der Hintergrund hinter der Rauchsäule teilweise sichtbar bleibt. Die zweite Gruppe beinhaltet Sequenzen, in denen die Rauchsäule eine Dichte von  $\omega > 60\%$  besitzt. Abbildung 5.3(b) zeigt die Abhängigkeit der beiden Maße in Abhängigkeit der Rauchdichte. Dabei wird deutlich, dass bei geringen Rauchdichten sowohl FNR mit 29% als auch  $T_A$  mit  $66s$  im Median erheblich höher sind als bei hohen Rauchdichten, bei denen FNR lediglich 11% und  $T_A$  im Median  $23s$  betragen.

**Entfernungen zur Brandquelle** In Abbildung 5.3(c) ist der Zusammenhang der FNR und der Alarmzeit zur Entfernung  $d_n$  zwischen Brandquelle und Kamera dargestellt. Dabei werden die Entfernung in zwei Intervalle  $5m - 15m$  und  $15m - 30m$  aufgeteilt. Für die Untersuchungen verschiedener Entfernungsstufen werden Brandaufnahmen mit geringer Rauchdichte ausgeschlossen. Dadurch wird vermieden, dass Fehldetektionen aufgrund

<sup>14</sup>Beim *Box-Whisker-Plot* sind die Wertebereiche einer Datenverteilung visualisiert. Dabei werden der obere und untere Grenzwert der Datenverteilung, das obere und untere Quartil, der Median sowie Ausreißer dargestellt. Innerhalb des Rechtecks befinden sich 50% der Messwerte.



**Abbildung 5.3:** Box-Whisker-Plots der Alarmzeit  $T_A$  und FNR ausgewertet bei verschiedenen Brandquellen (a), geringer und hoher Rauchdichte (b) und normierter Entfernung zur Kamera (c). Besonders bei Rauchpatronen, geringen Rauchdichten und hohen Entfernungen werden geringe Detektionsraten erreicht.

verschiedener Rauchdichten die Ergebnisse überlagern. Die Medianwerte der Alarmzeiten befinden sich zwar mit 23s und 25s auf vergleichbarer Stufe, die Branddetektionsraten unterscheiden sich jedoch erheblich. Bei Entfernungen bis 15m werden alle Brände korrekt detektiert, bei Entfernungen über 15m werden jedoch 24% der Brände nicht mehr erkannt.

### 5.4.2 Robustheit gegenüber Störgrößensequenzen

Zur Messung der Robustheit gegenüber Störgrößen werden drei Evaluierungsmaße definiert. Zunächst wird der maximale Akkumulationswert

$$B_{max} = \max_{n=1..N} \{B[n]\} \quad (5.26)$$

gemessen, der in den Testdatenbanken erreicht wird. Des Weiteren wird anhand der Evaluierungsmaße

$$P_{A_1} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1..N} A_1[n], \quad (5.27)$$

$$P_{A_2} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1..N} A_2[n], \quad (5.28)$$

$$P_{A_3} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1..N} A_3[n] \quad (5.29)$$

der zeitliche Anteil gemessen, an dem sich das System in der ersten Alarmstufe  $A_1$  oder den verifizierten Alarmstufen  $A_2$  bzw.  $A_3$  befindet. Zusätzlich wird der Alarmlevel

$$L_A[n] = \frac{B[n]}{B_G} \quad (5.30)$$

angegeben, der den Akkumulationswert  $B[n]$  im Verhältnis zum Alarmwert  $B_G$  darstellt. Bei den verschiedenen Störgrößenbanken werden für  $B_{max}$ ,  $P_{A_1}$ ,  $P_{A_2}$  und  $P_{A_3}$  die in Tabelle 5.2 dargestellten Werte erzielt. Datensätze, die ausschließlich Personen beinhalten, erreichen die Alarmstufe  $A_2[n]$  nicht.  $A_2[n]$  wird lediglich in Videosequenzen mit öffnenden Garagentoren erreicht, bei denen die Verifikationszeit die kritische Verifikationszeit  $T_A$  überschreitet. Die Alarmstufe  $A_3[n]$ , die erst nach der Gegenseitenanalyse erreicht werden kann, wird in keiner Störgrößensequenz erlangt.

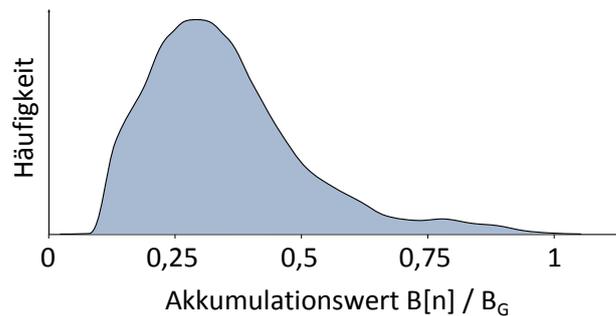
Zur Verdeutlichung der Verteilung der Akkumulationswerte bei Überwachungssequenzen ist in Abbildung 5.4 das Histogramm der Alarmlevel  $L_A[n]$  der PETS-Videosequenzen dargestellt. Aus diesem ist ersichtlich, dass die Akkumulationswerte zum Großteil zwischen  $0,15 \cdot B_G$  und  $0,7 \cdot B_G$  liegen. Lediglich in 5% der Fälle liegen sie außerhalb dieses Bereichs. Nur in 0,06% der Fälle wird die Schwelle  $B_G$  überschritten.

## 5.5 Diskussion

Die Ergebnisse der Rauchevaluierung lassen sich auf zwei wesentliche Erkenntnisse zusammenfassen. Die Detektionsrate TPR und die Alarmzeiten  $T_A$  hängen erheblich von der

Testdatenbank	$B_{max}/B_G$	$P_{A_1}$	$P_{A_2}$	$P_{A_3}$
PETS Video-Sequenzen [61–63, 65]	1,08	0,06%	0%	0%
Bahnhofssequenzen [113]	0,92	0%	0%	0%
Kont. Aufwärtsbewegungen	1,57	59%	10,7%	0%

**Tabelle 5.2:** Evaluierungsmaße bei verschiedenen Störgrößendatenbanken. Die Alarmstufe  $A_3$  wird nicht erreicht.



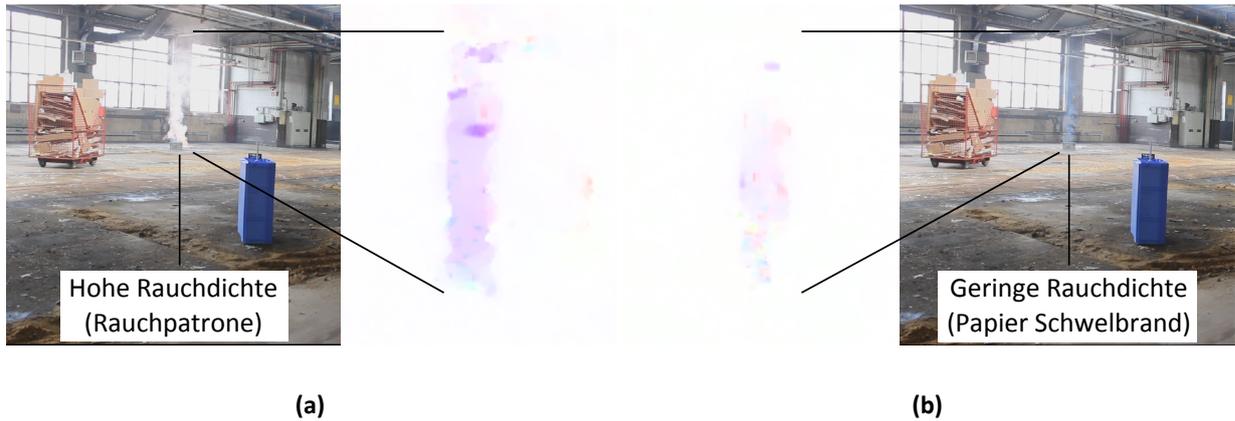
**Abbildung 5.4:** Histogramm der Akkumulationswerte  $B[n]$  für die Videosequenzen der PETS-Workshops. Zu 95% befinden sich die Akkumulationswerte zwischen 15% und 70% von  $B_G$ .

Rauchdichte und der Entfernung zur Kamera ab. Zwar bestehen auch deutliche Unterschiede zwischen den Detektionsraten und Detektionszeiten bei verschiedenen Brandquellen, jedoch sind die Gründe dafür auf die unterschiedlichen Rauchdichten und verschiedenen Brandquellen zurückzuführen. Die höchste FNR wird bei Rauchpatronen erreicht. Dies ist dadurch zu begründen, dass sich Rauch der Rauchpatronen gegenüber geringen Windströmungen als sensitiver erweist als Rauch anderer Brandquellen und ein aufsteigendes Verhalten dann häufig nicht mehr erkennbar ist.

Störgrößen gelangen zu keiner Zeit in die Alarmstufe  $A_3$ . Jedoch wird vereinzelt die Alarmstufe  $A_1$  erreicht. Auch die Ausreißer, die Alarmstufe  $A_1$  erreichen, werden dargestellt, um potenziell kritische Ereignisse zu identifizieren. Zum Abschluss dieses Abschnitts wird herausgearbeitet, an welcher Stelle das in diesem Kapitel vorgestellte Verfahren erweitert werden kann, um fehlerhafte Entscheidungen, die dieses Verfahren mit sich bringt, zu reduzieren.

### 5.5.1 Rauchdichten

Geringe Rauchdichten bringen eine zentrale Schwierigkeit für das Detektionsverfahren mit sich. Innerhalb der Rauchsäule sind weniger lokale Bilddetails sichtbar, die jedoch für die Bewegungsschätzung elementar sind. Vielmehr dominieren durch die hohe Transparenz bei geringen Rauchdichten die Bilddetails des Hintergrunds. Das Fehlen von Details innerhalb der Rauchsäule führt zu fehlerhaften oder nicht vorhandenen Bewegungsvektoren. Abbildung 5.5 veranschaulicht den Unterschied der Bewegungsschätzung unter Verwendung des *TVL1*-Verfahrens bei hohen und geringen Rauchdichten.



**Abbildung 5.5:** Bewegungsschätzung bei verschiedenen Rauchdichten. Bei hohen Rauchdichten (a) wird die Bewegung der gesamten Rauchsäule erfasst, bei geringen Rauchdichten (b) ist das Bewegungsfeld uneinheitlich und weniger stark ausgeprägt.

Bei hohen Rauchdichten ist das Bewegungsfeld innerhalb der Rauchsäule deutlich sichtbar, wie in Abbildung 5.5(a) dargestellt. Bei geringen Rauchdichten wird ein weniger stark ausgeprägtes, in Abbildung 5.5(b) dargestelltes Bewegungsfeld ermittelt. Sowohl die Bewegungswinkel als auch die Bewegungsrichtungen unterliegen höheren Schwankungen verglichen mit hohen Rauchdichten. Dies führt dazu, dass die Kriterien an die Bewegungswinkel und Bewegungsgeschwindigkeiten seltener erfüllt werden.

### 5.5.2 Entfernungen

Die Evaluierungsergebnisse zeigen, dass nahe an der Kamera befindender Rauch zuverlässiger detektiert wird als weiter entfernter Rauch. Dies ist auf zwei Ursachen zurückzuführen. Als Erstes werden bei größeren Entfernungen die lokalen Details der Rauchsäule auf weniger Pixel abgebildet. Die Anzahl der Pixel der Rauchsäule  $N_{RS}$  sinkt quadratisch zur Entfernung von der Kamera gemäß

$$N_{RS} \propto \frac{1}{d_n^2}. \quad (5.31)$$

Zudem nimmt die Breite der Rauchsäule  $b_{RS}$  mit zunehmender Entfernung gemäß

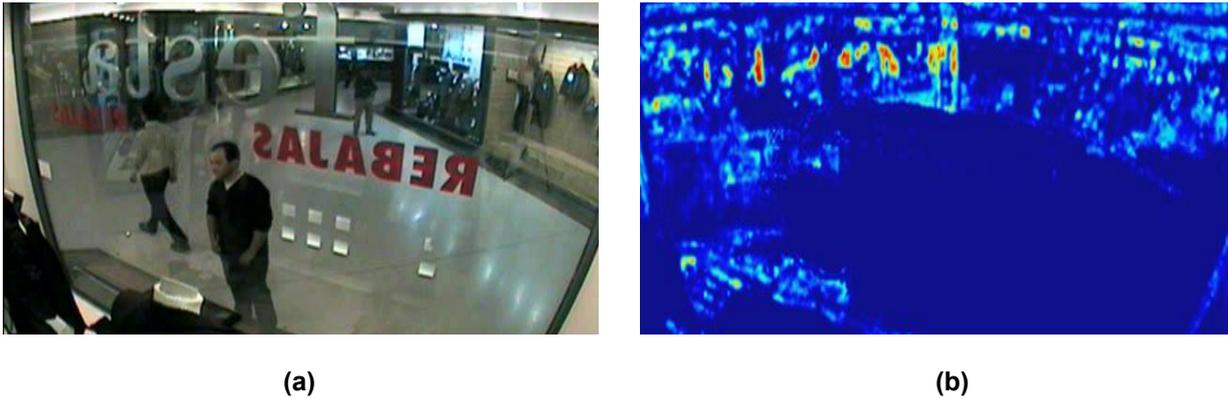
$$b_{RS} \propto \frac{1}{d_n} \quad (5.32)$$

ab.

Auch die Geschwindigkeit der Bewegungsvektoren in Bildebene

$$v_{px} \propto \frac{1}{d_n} \quad (5.33)$$

nimmt im indirekt proportionalen Zusammenhang zur Entfernung ab. Bei der normierten Entfernung  $d_n = 30m$  und einer mittleren Strömungsgeschwindigkeit  $v_{Str} = 0,35 \frac{m}{s}$  beträgt die rekonstruierte Geschwindigkeit  $v_{Rek,OF} = 3,7 \frac{px}{s}$ . Bei einem zeitlichen Abstand zwischen zwei Bildern von  $160ms$  besitzen die Bewegungsvektoren eine Geschwindigkeit in Bildkoor-



**Abbildung 5.6:** Schwache Beleuchtungsänderungen und automatische Anpassungen der Kamera verursachen Intensitätsverschiebungen, die die Bewegungsschätzung als Aufwärtsbewegungen interpretiert. Sie führen somit zur Voralarmstufe  $A_1$ .

dinaten  $v_{px} = 0,46$  Pixel. Obwohl das *TVL1*-Verfahren Bewegungen im Subpixelbereichen ermitteln kann, werden diese weniger exakt erfasst als längere Bewegungen.

Die Mindestgröße der Rauchsäule und die minimale und optimale Bewegungsgeschwindigkeit werden in Kapitel 6 ermittelt.

### 5.5.3 Störgrößen

Die größten Herausforderungen für das vorgestellte Rauchdetektionsverfahren stellen Objekte dar, die sich kontinuierlich aufwärts bewegen und bei denen die Intensitäts- und Energieverläufe die kritischen Filterschwellwerte  $\widehat{\Delta I}$  und  $\widehat{\Delta E}$  nicht überschreiten. In den untersuchten Sequenzen konnten entsprechende starre Objekte wie Garagentore, Aufzüge und sich langsam bewegende Fahrzeuge durch die Gegenseitenanalyse zuverlässig zurückgewiesen werden.

In den PETS- und Bahnhofsdatensätzen, die Bewegungen von Personen erhalten, wurde die Alarmstufe  $A_2[n]$  und  $A_3[n]$  nie und  $A_1[n]$  nur in wenigen Fällen erreicht. Dabei können lokale Beleuchtungsänderungen innerhalb der Szene und die automatischen Anpassungen der Kameraparameter als Hauptursache identifiziert werden. Die ist exemplarisch in Abbildung 5.6 dargestellt. Auf glatten Flächen ohne dominante Struktur werden lokale Intensitätsänderungen vom *TVL1*-Verfahren als Bewegungen detektiert. Zwar werden gleichmäßige Bildregionen durch den Energiefilter  $F_E$  zurückgewiesen, grenzt jedoch ein hoher Bildgradient an, passieren Randbereiche den Filter. In dem in Abbildung 5.6 dargestellten Fall tritt bedingt durch eine lokale Beleuchtungsänderung und die Anpassung des Weißabgleichs der Kamera entlang des horizontalen Gradienten der Buchstaben im Vordergrund eine aufwärtsgerichtete, schwache Intensitätsverschiebung auf, während der Hintergrund konstant bleibt. Die Dauer der Intensitätsänderungen und Adaptionen der Kameraparameter beträgt  $2s$ , sie liegt also unter der Verifikationszeit  $T_A$ , weshalb der Alarmzustand  $A_2$  nicht erreicht wird.

### 5.5.4 Verbesserungsmöglichkeiten des Rauchdetektionsverfahrens

In den folgenden Kapiteln 6 und 7 wird das in diesem Kapitel vorgestellte Verfahren erweitert, um den Anteil der nicht detektierten Rauchsequenzen zu verringern. Auf der einen Seite steht dabei die Rauchdetektion bei hohen Entfernungen im Vordergrund. Hierfür können die Bildauflösung oder der zeitliche Abstand der Einzelbilder erhöht werden. Auf der anderen Seite soll auch die Rauchdetektion bei geringen Rauchdichten verbessert werden. Hierfür müssen die dominanten Hintergrunddetails entfernt oder reduziert werden, um die Details des Rauchs im Vordergrund zu verstärken. Dabei sind verschiedene Verfahren denkbar. So kann etwa ein Hintergrundmodell verwendet werden, um den Hintergrund zu subtrahieren oder die Bewegung auf Differenzbildern anstatt auf Originalbildern zu schätzen. Zudem ist eine Adaption der Parametrierung der Bewegungsschätzung für geringe Rauchdichten denkbar, um die Bewegung bei transparenten Objekten zu erfassen.

## 5.6 Schlussfolgerungen

Mit dem in diesem Kapitel vorgestellten bewegungsbasierten Rauchdetektionsverfahren wird in 72% der Rauchsequenzen die höchste Alarmstufe erreicht. Dabei können zwei Instanzen des Rauchdetektionsverfahrens auf der zur Verfügung stehenden Hardware in Echtzeit ausgeführt werden. Störgrößensequenzen erreichen die höchste Alarmstufe nicht.

Die Detektionsraten und Detektionszeiten von Rauch sind vor allem von den Entfernungen zur Brandquelle und der Rauchdichte abhängig. Auf der einen Seite nehmen die Detektionsraten bei Entfernungen über 15m ab und die Alarmzeiten zu. Auf der anderen Seite erschweren geringe Rauchdichten die Rauchdetektion und erhöhen die Alarmzeiten. Die Ursache für beide Effekte ist darin zu sehen, dass die Bewegungsschätzung dann nicht mehr in der Lage ist, zuverlässig die Rauchbewegung zu ermitteln.

Tabelle 5.3 fasst zusammen, inwieweit das in diesem Kapitel vorgestellte Verfahren die in Kapitel 2 herausgearbeiteten Anforderungen erfüllt.

Kriterium		Einhaltung der Anforderung
Reichweiten	!	Hohe Zuverlässigkeit bis 15m, geringere Zuverlässigkeit über 15m.
Rauchdichte	!	Zuverlässige Rauchdetektion bei Bränden mit hoher Rauchdichte, unabhängig vom Brandmaterial. Deutlich geringere Detektionsraten bei geringer Rauchdichte.
Detektionszeiten	✓	Wenn die Rauchdetektion möglich ist, dann auch innerhalb der geforderten Detektionszeiten (30s bzw. 90s)
Zurückweisung von Störgrößen	✓	Keine Falschalarme durch Störgrößenobjekte.
Rechenleistung	✓	Echtzeitfähige Auswertung zweier Videos möglich.

**Tabelle 5.3:** Zusammenfassung der Evaluierungsergebnisse



# 6 Optimierung der Bewegungsschätzung für die Rauchdetektion

Die Evaluierung des in Kapitel 5 vorgestellten Rauchdetektionsverfahrens führt zur Schlussfolgerung, dass die Detektionsergebnisse maßgeblich von den Ergebnissen der Bewegungsschätzung abhängen.

Aus diesem Grund widmet sich dieses Kapitel der Optimierung der Bewegungsschätzung für die Rauchdetektion. Das Ziel ist die Herausarbeitung relevanter Eigenschaften und Einstellungen der Bewegungsschätzer, um die Rauchdetektion zu begünstigen. Die Schlussfolgerungen dieses Kapitels bilden die Basis für die Bewegungsschätzung des im nächsten Kapitel vorgestellten erweiterten Rauchdetektionsverfahrens.

Für die Optimierung der Bewegungsschätzung werden vier zentrale Fragestellungen behandelt.

- Welche Bildverarbeitungsraten müssen erfüllt werden?
- Welche Eigenschaften in Bezug auf Kantenerhaltung, Glättung und Rauschen müssen die Bewegungsschätzer besitzen?
- Welche Bildauflösung und welcher zeitliche Abstand der Bilder begünstigen die Rauchdetektion?
- Wie können Bewegungsschätzer und die Eingangsbilder angepasst werden, um die Detektion von dünnem Rauch zu verbessern?

In Abschnitt 6.1 werden die Rahmenbedingungen für die Optimierung vorgestellt, darunter die Anforderungen an die Bildverarbeitungsraten, die zur Optimierung verwendeten Datenbanken und die nachfolgend angewandten Evaluierungsmaße. In Abschnitt 6.2 wird die Frage behandelt, welches Verfahren zur Bewegungsschätzung für die Rauchdetektion am besten geeignet ist und welche Einstellungen an Glättung und Kantenerhaltung gewählt werden sollten. Dabei werden vier verschiedene Algorithmen zur Bewegungsschätzung mit verschiedenen Parametrierungen verglichen. In Abschnitt 6.3 wird die Rauchdetektion bei hohen Entfernungen unter verschiedenen Auflösungsstufen und unter verschiedenen zeitlichen Abständen der Eingangsbilder für die Bewegungsschätzung verglichen. In Abschnitt

6.4 werden diese Erkenntnisse auf die Rauchdetektion bei geringen Entfernungen übertragen. Abschnitt 6.5 stellt Methoden vor, die die Detektion von Rauch mit geringer Rauchdichte verbessern sollen. Abschnitt 6.6 fasst die Erkenntnisse der Optimierung zusammen.

Umfangreiche Ergebnislisten der in diesem Kapitel durchgeführten Optimierungen befinden sich in Anhang C.

## 6.1 Rahmen der Optimierung

In diesem Abschnitt werden die Rahmenbedingungen für die Optimierung vorgestellt. Zunächst werden die Anforderungen an Bewegungsschätzer definiert, um die echtzeitfähige Rauchdetektion zu ermöglichen. Daraufhin wird die für die Optimierung verwendete Datenbank vorgestellt. Abschließend werden die für die Auswertung verwendeten Optimierungsmaße beschrieben.

### 6.1.1 Anforderungen an Bildverarbeitungsrate

Vor der Optimierung der Verfahren zur Bewegungsschätzung werden zunächst die Anforderungen an die benötigte Bildverarbeitungsrate und damit die erlaubten Rechenzeiten spezifiziert. Sie stellen eine Nebenbedingung für die Optimierung dar und sind in Tabelle 6.1 zusammengefasst.

Kriterien	Wert
Erlaubte Detektionszeit gemäß den Anforderung aus Kapitel 2	30s
Verifikationszeit $T_V$	10s
Sicherheitspuffer	10s
Erlaubte Zeit bis Voralarm $A_1$	10s
Verarbeitungsrate	$1,0 \frac{1}{s}$
Maximale Bild-Verarbeitungszeit	1000ms
Verarbeitungszeit pro Verfahren (zwei Analysen gleichzeitig)	500ms
Bewegungsnachverarbeitung	300ms
Erlaubte Zeit für die Bewegungsschätzung	200ms

**Tabelle 6.1:** Kriterien zur Berechnung der maximalen Verarbeitungszeit pro Bild.

Nach den Anforderungen in Kapitel 2 sind maximal 30s Detektionszeit für dichten Rauch erlaubt. Als Verifikationszeit  $T_V$  werden 10s angenommen. Zusätzlich wird ein Sicherheitspuffer von 10s für den Fall eingeplant, dass Turbulenzen oder andere Unstetigkeiten in der Rauchentwicklung das Erreichen der Voralarmstufe  $A_1$  verzögern.

Die Zeitkonstante  $\tau$  wird so an die Bildverarbeitungsrate angepasst, dass die Voralarmstufe  $A_1$  nach frühestens 10s erreicht werden kann. Um ein robustes Verhalten gegenüber Bewegungsrauschen zu erhalten, sollen in dieser Zeit mindestens 10 Bilder analysiert werden. Daraus ergibt sich eine maximale Verarbeitungszeit von 1000ms pro Bild, beziehungsweise 500ms, sollten wie in Kapitel 2 gefordert zwei Sequenzen gleichzeitig analysiert werden. Abzüglich der benötigten Zeit für die Nachverarbeitung der Bilder bleiben für die Bewegungsschätzung noch 200ms.

### 6.1.2 Optimierungsdatenbank

Die behandelten Optimierungsaufgaben *Verschiedene Bewegungsschätzer*, *Verschiedene Auflösungsstufen* und *Geringe Rauchdichte* verwenden verschiedene Videosequenzen. Sie werden dem in Kapitel 2 definierten Optimierungsdatensatz zugeordnet. In den Untersuchungen und Evaluierungen der vorhergehenden Kapitel kamen diese Sequenzen nicht zum Einsatz. Die Sequenzen sind an die jeweilige Optimierungsaufgabe angepasst. Um sicherzustellen, dass die Optimierungszustände robust sind gegen verschiedene Störgrößen, wird eine gemeinsame Störgrößendatenbank verwendet, in denen Beleuchtungsänderungen und aus Kameransicht aufwärtsgerichtete Bewegungen auftreten. Dabei werden unter anderem die kritischen Störgrößensequenzen verwendet, bei denen das in Kapitel 5 vorgestellte Verfahren die Voralarmstufe erreicht hat. Darüber hinaus fließen in den Datensatz der Störgrößen potenziell kritische Videosequenzen des *iLIDS*-Datensatzes<sup>15</sup> [41] ein, die in Kapitel 5 nicht getestet wurden. Der Inhalt der Videodatensätze ist im Folgenden zusammengefasst.

1. Verschiedene Bewegungsschätzer  
Entfernungen zur Brandquelle:  $d_n : 10m - 20m$   
Rauchdichte: hoch  
Anzahl Sequenzen: 32
2. Hohe Entfernungen  
Entfernungen zur Brandquelle:  $d_n > 20m$   
Rauchdichte: hoch  
Anzahl Sequenzen: 29
3. Geringe Entfernungen  
Entfernungen zur Brandquelle:  $d_n : 5m - 20m$   
Rauchdichte: hoch  
Anzahl Sequenzen: 24
4. Geringe Rauchdichte  
Entfernungen zur Brandquelle:  $d_n : 10m - 20m$   
Rauchdichte: gering  
Anzahl Sequenzen: 18

<sup>15</sup>*iLIDS*: Imagery Library for Intelligent Detection Systems: Datenbank verschiedener Überwachungsvideosequenzen.

5. Störgrößen

Störgrößensequenzen der PETS- und iLIDS [41] Datenbanken  
 Beleuchtungsänderungen und Kameraanpassungen  
 Horizontale Bewegung, entfernend von der Kamera  
 Anzahl Sequenzen: 10

### 6.1.3 Evaluierungsmaße

Für die Auswertung der verschiedenen Untersuchungen werden einheitliche Maße verwendet, die in den folgenden Abschnitten vorgestellt werden.

**Robustheit** Die Robustheit beschreibt wie deutlich sich der Rauchdetektor im Alarmzustand oder im Nichtalarmzustand befindet. In die Robustheit fließen zwei Zwischenmaße des Systems ein. Das erste Maß

$$\bar{L}_A = \frac{1}{S} \sum_{s=1..S} L_{A,s} \quad (6.1)$$

mittelt die jeweils höchsten Alarmlevel  $L_{A,s}$  aller zur Optimierung verwendeten Sequenzen  $S$ . Für sie wird der Quotient

$$\bar{Q}_A = \frac{\bar{L}_A}{L_{A,max}} \quad (6.2)$$

definiert, der den Alarmlevel mit dem maximal erreichbaren Level  $L_{A,max}$  normiert. Dabei ist  $L_{A,max} = 2$ . Der Quotient nimmt dabei einen Wert zwischen 0 und 100% an.

Das zweite Maß

$$\bar{P}_{A_1} = \frac{1}{S} \sum_{s=1..S} P_{A_1,s} \quad (6.3)$$

mittelt die Anteile  $P_{A_1,s}$ , in denen sich der Rauchdetektor in den Sequenzen  $S$  in der Voralarmstufe  $A_1$  befindet. Auch  $\bar{P}_{A_1}$  nimmt dabei einen Wert zwischen 0 und 100% an.

Die beiden Maße werden dann zu

$$r = \frac{1}{2} (\bar{Q}_A + \bar{P}_{A_1}) \quad (6.4)$$

zusammengefasst. Das Optimum für Rauchsequenzen ist ein Wert von  $r = 100\%$ , für Störgrößen von  $r = 0\%$ . Die Robustheit

$$R = \frac{r_{\text{Rauch}} + (1 - r_{\text{Störgr.}})}{2} \quad (6.5)$$

fasst die Werte  $r$  für Rauch und Störgrößensequenzen zusammen. Die Robustheit kann als Maßzahl dafür interpretiert werden, wie sicher die Alarm- oder Nichtalarmentscheidung des Rauchdetektors ist. Die Robustheit  $R = 100\%$  ist das Optimum.

**Alarmwert** Der Alarmwert gibt den Anteil der korrekt als Rauch erkannten oder korrekt zurückgewiesenen Sequenzen an. Er kombiniert den Anteil der korrekt als Rauch erkannten Sequenzen mit dem Anteil der Störgrößensequenzen, in denen die Alarmvorstufe  $A_1$  nicht erreicht wird.

Die erste Komponente des Alarmwerts

$$p_{A_3, \text{Rauch}} = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow P_{A_3, \text{Rauch}} > 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad (6.6)$$

$$TPR_{A_3} = \frac{1}{S} \sum_{s=1..S} p_{A_3, s, \text{Rauch}} \quad (6.7)$$

beschreibt den Anteil der Rauchsequenzen, die korrekterweise die Alarmstufe  $A_3$  erreichen.

Die zweite Komponente besteht aus dem Anteil der Störgrößensequenzen

$$p_{A_1, \text{Störgr.}} = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow P_{A_1, \text{Störgr.}} > 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad (6.8)$$

$$TNR_{A_1} = \frac{1}{S} \sum_{s=1..S} (1 - p_{A_1, \text{Störgr.}, s}), \quad (6.9)$$

in denen die Voralarmstufe  $A_1$  des Systems nicht erreicht wird. Die Verwendung der Voralarmstufe  $A_1$  anstatt der Alarmstufe  $A_3$  erhöht die Sensitivität des Alarmwerts gegenüber Störgrößen. Der Alarmwert

$$W = \frac{TPR_{A_3} + TNR_{A_1}}{2} \quad (6.10)$$

kombiniert die Detektionsraten von Rauch- und Störgrößensequenzen.

**Signal-Rausch-Verhältnis** Für die Diskussion der Ergebnisse wird ein weiteres Maß für das *Signal-Rausch-Verhältnis* (engl. *Signal Noise Ratio*) in den Vektorfeldern gemäß

$$\text{SNR} = \frac{v_b}{\sigma_{BG}} \quad (6.11)$$

definiert. Dabei stellen  $v_b$  die geschätzte Bewegungsgeschwindigkeit von Rauch in  $\frac{px}{s}$  und  $\sigma_{BG}$  die Standardabweichung der Amplitude des Hintergrundrauschens dar.

**Priorität der Maße** Der Alarmwert gibt an, zu welchem Anteil der Rauchdetektor das richtige Ergebnis erzielt hat. Er ist daher das entscheidendere Maß als die Robustheit, die den Systemzustand beschreibt. Zum Vergleich der Verfahren wird daher zuerst der Alarmwert verglichen. Wenn dieser identisch ist, erfolgt die Entscheidung anhand der Robustheit. Der SNR-Wert dient als Hilfsmaß zur Diskussion der Ergebnisse.

## 6.2 Verschiedene Verfahren zur Bewegungsschätzung

In diesem Abschnitt wird die Detektionsfähigkeit des Rauchdetektors unter Verwendung verschiedener Bewegungsschätzer verglichen. Dabei wird herausgestellt, welche grundsätzlichen Eigenschaften der verschiedenen Bewegungsschätzer die Rauchdetektion begünstigen. Ein besonderer Fokus liegt dabei auf der Betrachtung verschiedener Glättungs- und Kantenerhaltungseigenschaften.

Die Funktionsweisen und die mathematischen Hintergründe verschiedener Bewegungsschätzer sind in Anhang A zusammengefasst.

Zuerst werden die Unterschiede der Bewegungsschätzer qualitativ diskutiert. Daraufhin werden die gewählten Parametrierungen für die verschiedenen Verfahren vorgestellt. Anschließend werden die quantitativen Ergebnisse der Rauchdetektion verschiedener Bewegungsschätzer evaluiert. Zum Abschluss werden die wesentlichen Erkenntnisse zusammengefasst.

### 6.2.1 Qualitativer Vergleich verschiedener Verfahren

Das Ziel dieses Abschnitts ist die Darstellung der Charakteristiken verschiedener Bewegungsschätzer. Für eine quantitative Analyse der Bewegungsschätzer wird auf die von Baker et al. [4] initiierte *Middlebury*-Rangliste verwiesen. Dabei werden die Endpunkte und Winkel der Bewegungsvektoren mit Referenzflussfeldern künstlicher Sequenzen verglichen. Die Rechenzeit wird hierbei nicht berücksichtigt.

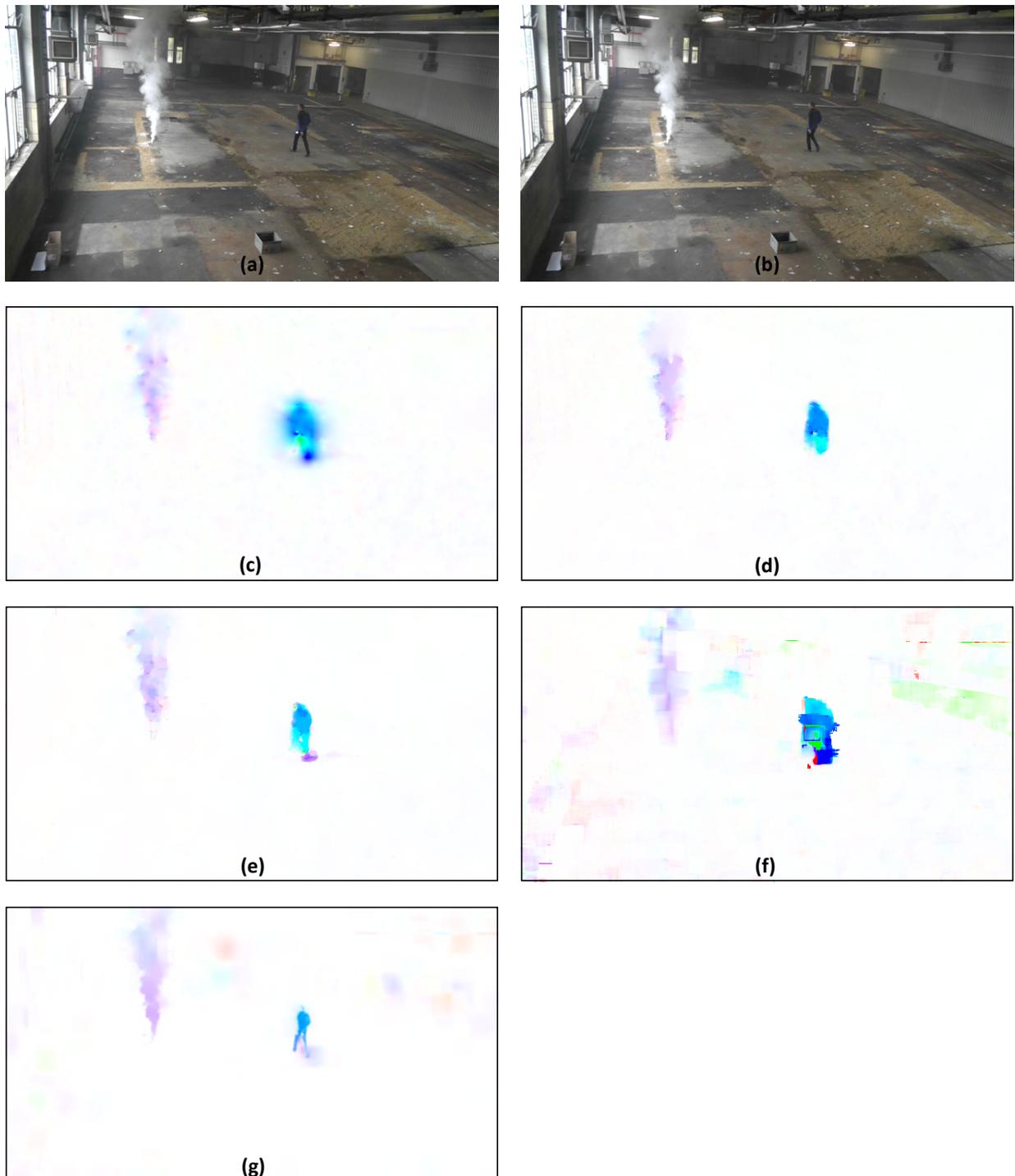
Die Unterschiede verschiedener Bewegungsschätzer sind in Abbildung 6.1 dargestellt. Die Abbildungen 6.1(a) und 6.1(b) zeigen die für die Bewegungsschätzung verwendeten Eingangsbilder, die Abbildungen 6.1(c) bis 6.1(g) zeigen die Ergebnisse der Bewegungsschätzung der Verfahren *Horn-Schunck*, *Brox*, *TVL1*, *Lucas-Kanade* und *Simple-Flow*, für die detaillierte Dokumentationen und schnelle Implementierungen vorliegen. Die zugehörigen Rechenzeiten, SNR-Werte und die durchschnittliche Platzierung der Bewegungsschätzer in der *Middlebury*-Rangliste<sup>16</sup> sind in Tabelle 6.2 aufgeführt.

Beim *Horn-Schunck*-Verfahren kann zwar die Form der Rauchquelle grob erfasst werden, jedoch werden die Kanten um die bewegende Person stark geglättet, wodurch die bewegende Person nicht mehr präzise erfasst wird. Darüber hinaus ist das gesamte Bild von leichtem Bewegungsrauschen überlagert, das sich negativ auf das SNR auswirkt.

Da das *Brox*- und das *TVL1*-Verfahren auf vergleichbaren mathematischen Prinzipien basieren, weisen auch deren Ergebnisse Gemeinsamkeiten auf. Beide Verfahren erhalten die Objektgrenzen der bewegenden Person deutlich präziser als das *Horn-Schunck*-Verfahren, während innerhalb der Rauchsäule und der Person die Bewegung geglättet wird. Auch das Rauschen in unbewegten Bildregionen ist nicht mehr ersichtlich und das SNR damit höher. Die Berechnung des Bewegungsfeldes des *Brox*-Verfahrens und des *TVL1*-Verfahrens benötigt dabei eine 33% beziehungsweise 23% höhere Rechenzeit verglichen mit dem *Horn-Schunck*-Verfahren.

---

<sup>16</sup><http://vision.middlebury.edu/flow/eval/results/results-e1.php> (eingesehen am 7.9.2016)



**Abbildung 6.1:** Visualisierungen des optischen Flusses bei der Verwendung verschiedener Bewegungsschätzer. (a) und (b) Eingangsbilder für die Bewegungsschätzung, (c) *Horn-Schunck*, (d) *Brox*, (e) *TVL1*, (f) *Lucas-Kanade*, (g) *Simple-Flow*.

Verfahren	Implementierung	Rechenzeit (640x360)	SNR	Mittlere Platzierung in Middlebury-Rangliste (09/2016)
<i>Horn-Schunck</i>	GPU ( <i>CUDA</i> )[83]	39ms	70	101,4
<i>Brox</i>	GPU ( <i>OpenCV</i> )	52ms	105	70,6
<i>TVL1</i>	GPU ( <i>OpenCV</i> )	48ms	90	64,4
<i>Lucas-Kanade</i>	GPU ( <i>OpenCV</i> )	36ms	9	118,6
<i>Simple-Flow</i>	CPU ( <i>OpenCV</i> )	4,8s	36	46,2

**Tabelle 6.2:** Rechenzeiten, Implementierung, SNR und mittlere Platzierung in der Middlebury-Rangliste (niedriger ist besser) verschiedener Bewegungsschätzer unter Verwendung der Standard-Parametrierungen.

Das *Lucas-Kanade*-Verfahren bildet unter den verglichenen Verfahren die Rauchquelle und die sich bewegende Person weniger präzise ab als die anderen Verfahren. Zudem treten Artefakte in der Größe des verwendeten Fensters auf. Darüber hinaus ist in unbewegten Bildregionen starkes Bewegungsrauschen ersichtlich. In den nachfolgenden quantitativen Vergleich verschiedener Bewegungsschätzer wird das *Lucas-Kanade*-Verfahren daher nicht einbezogen.

Das *Simple-Flow*-Verfahren erhält die Objektgrenzen sowohl der Rauchsäule als auch der sich bewegenden Person am besten. Über die Objektkanten hinweg wird nicht geglättet. Den Bildbereichen innerhalb der Rauchsäule und der Person wird eine homogene Bewegung zugeordnet. Auch im Middlebury-Vergleich schneidet das *Simple-Flow*-Verfahren am besten ab. Jedoch treten Fehler bei der Bewegungsschätzung in unbewegten Bereichen auf, die sich negativ auf das SNR auswirken. Im Vergleich zu den anderen Verfahren ist die benötigte Rechenzeit des *Simple-Flow*-Verfahrens jedoch um den Faktor 100 höher. Das ist einerseits durch die CPU- statt GPU-Implementierung zu begründen. Andererseits ist die mathematische Komplexität des *Simple-Flow*-Verfahrens höher als bei den anderen Verfahren.

## 6.2.2 Parametrierungen und Eigenschaften der Verfahren

Das Ziel dieses Abschnitts ist der quantitative Vergleich verschiedener Bewegungsschätzer für die Rauchdetektion unter Berücksichtigung verschiedener Kantenerhaltungs- und Glättungseinstellungen. Verglichen werden die Verfahren *Horn-Schunck*, *Brox*, *TVL1*, und *Simple-Flow*.

Das Kantenerhaltungs- und Glättungsverhalten ist eine der wesentlichen Einstellungen der Bewegungsschätzer. Während eine geringe Kantenerhaltung zu einem glatteren Flussfeld mit weichen Kanten führt, kann eine höhere Kantenerhaltung zwar eine genauere Seg-

mentierung der Objekte bewirken, jedoch auch höheres Rauschen der Bewegungsvektoren zur Folge haben. Die verschiedenen Bewegungsschätzer werden daher mit unterschiedlichen Einstellungen für die Glättung beziehungsweise Kantenerhaltung getestet. In Tabelle 6.3 sind die verschiedenen Parametrierungen der Bewegungsschätzer dargestellt.

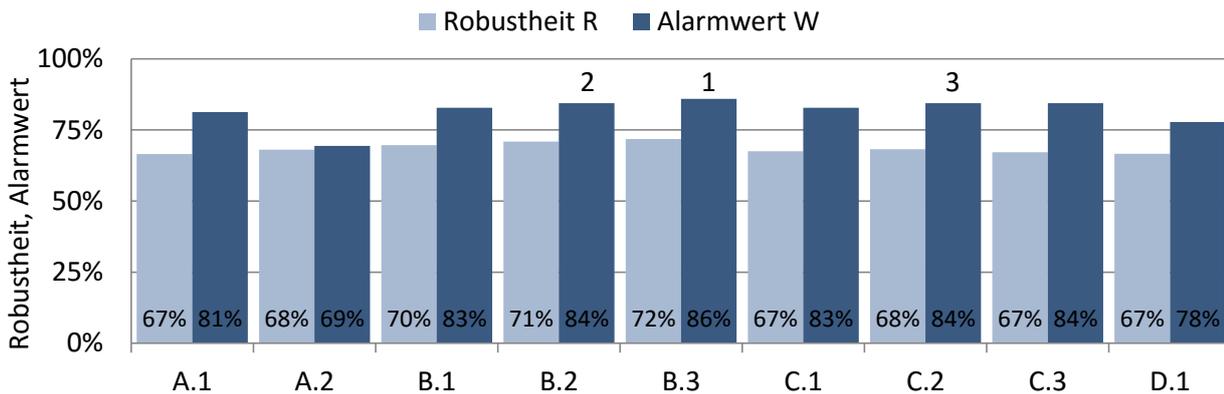
Für den Vergleich verschiedener Verfahren werden die in Abschnitt 6.1.2 vorgestellten Datensätze 1 und 5 verwendet.

Bez.	Verfahren	Parameter	Glättungsverhalten
A.1	<i>Horn-Schunck</i>	$\alpha = 0,5$ ; scales = 3; warps = 5; iter. = 100	Standardeinstellungen (starke Glättung)
A.2	<i>Horn-Schunck</i>	$\alpha = 0,2$ ; scales = 3; warps = 5; iter. = 100	Geringe Glättung, höheres Rauschen im Bewegungsfeld
B.1	<i>Brox</i>	$\alpha = 0,20$ ; $\gamma = 75$ ; innerIter. = 5; outerIter. = 20; solverIter. = 5	Geringe Kantenerhaltung, hohe Glättung
B.2	<i>Brox</i>	$\alpha = 0,15$ ; $\gamma = 75$ ; innerIter. = 5; outerIter. = 20; solverIter. = 5	Mittlere Einstellungen
B.3	<i>Brox</i>	$\alpha = 0,10$ ; $\gamma = 75$ ; innerIter. = 5; outerIter. = 20; solverIter. = 5	Hohe Kantenerhaltung, geringe Glättung
C.1	<i>TVL1</i>	$\tau = 0,25$ ; $\lambda = 0,15$ ; $\theta = 0,15$ ; scales = 5; warps = 5; $\epsilon = 0,01$ ; iter. = 35	Geringe Kantenerhaltung, hohe Glättung
C.2	<i>TVL1</i>	$\tau = 0,25$ ; $\lambda = 0,4$ ; $\theta = 0,15$ ; scales = 5; warps = 5; $\epsilon = 0,01$ ; iter. = 35	Mittlere Einstellungen
C.3	<i>TVL1</i>	$\tau = 0,25$ ; $\lambda = 1,0$ ; $\theta = 0,15$ ; scales = 5; warps = 5; $\epsilon = 0,01$ ; iter. = 35	Hohe Kantenerhaltung, geringe Glättung
D.1	<i>Simple-Flow</i>	scales = 3; avgBlockSize = 4; maxFlow = 2; postprocWin = 7; upscaleRadius = 6	Referenz, nicht echtzeitfähig

**Tabelle 6.3:** Parametrierungen verschiedener Bewegungsschätzer zur Untersuchung der Rauchdetektionseigenschaften. Die jeweiligen Glättungsparameter variieren.

### 6.2.3 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse der Robustheit  $R$  und der Alarmwerte  $W$  des Vergleichs verschiedener Bewegungsschätzer sind in Abbildung 6.2 zusammengefasst. Unter den betrachteten Ver-



**Abbildung 6.2:** Robustheit  $R$  und Alarmwert  $W$  für Rauch- und Störgrößensequenzen unter Verwendung verschiedener Bewegungsschätzer bei unterschiedlichen Parametrierungen. Das *Brox*-Verfahren  $B.3$  mit hoher Kantenerhaltung erzielt die besten Ergebnisse.

fahren schneiden die *Brox*-Verfahren in den Parametrierungsstufen  $B.2$  und  $B.3$  und das *TVL1*-Verfahren in der Parametrierung  $C.2$  bezüglich der Alarmwerte am besten ab. Die *Brox*- und *TVL1*-Verfahren erhalten vergleichbare Alarmwerte, jedoch besitzen alle Parametrierungen des *Brox*-Verfahrens eine höhere Robustheit.

Das *Horn-Schunck*-Verfahren und das *Simple-Flow*-Verfahren liegen sowohl bei Alarmwerten als auch bei der Robustheit unterhalb des *Brox*-Verfahrens. Der Unterschied ist besonders durch die geringere Robustheit bei Störgrößensequenzen bei Beleuchtungsänderungen und Kameraadaptation zu begründen. Auch das *TVL1*-Verfahren ist bezüglich Robustheit bei Störgrößensequenzen weniger stabil als das *Brox*-Verfahren.

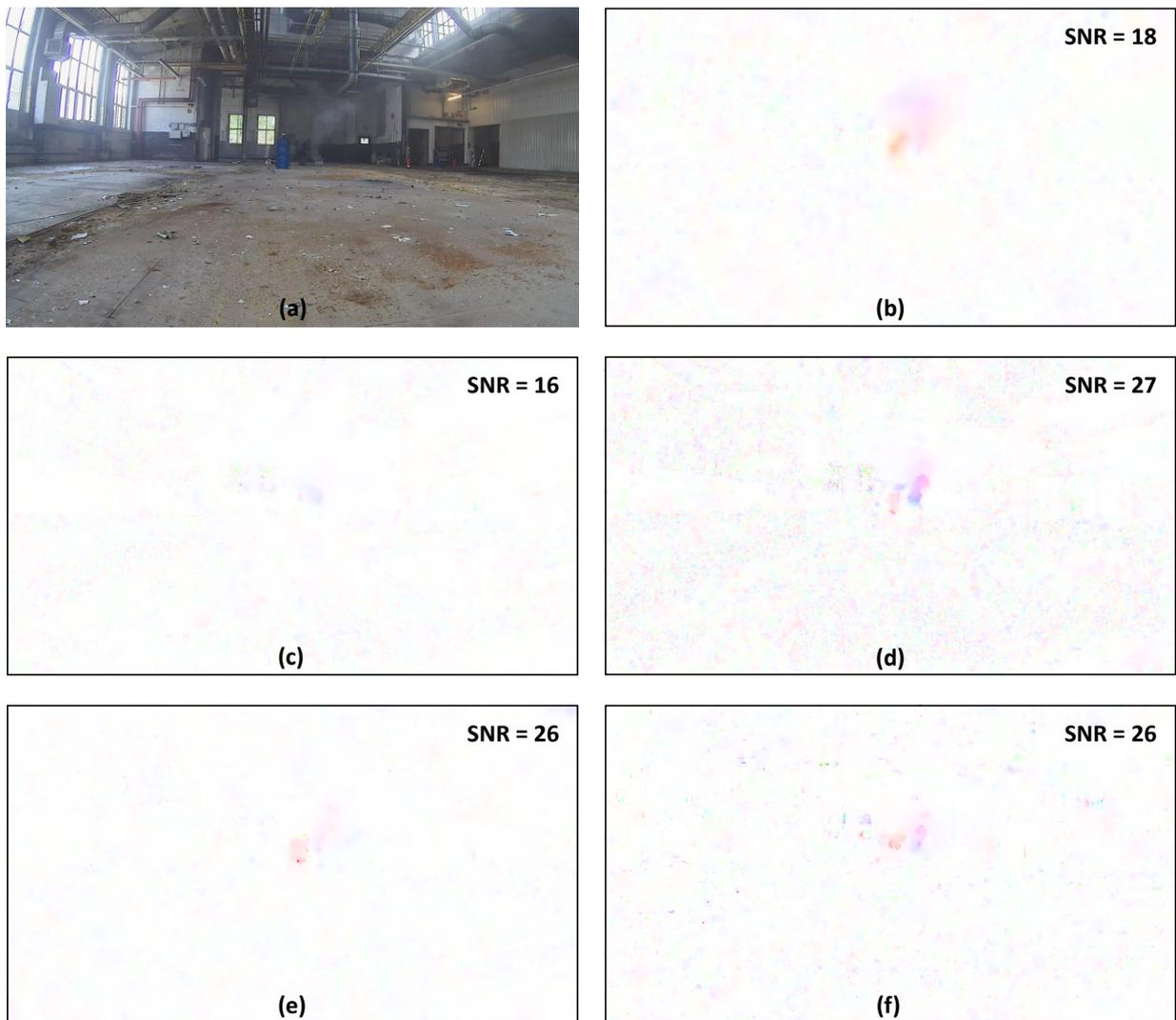
Die genaue Betrachtung der Ergebnisse zeigt, dass die Verfahren mit hoher Kantenerhaltung  $A.2$  und  $B.3$  besonders bei Rauch mit geringem inneren Kontrast bessere Ergebnisse erzielen als die Verfahren mit geringeren Kantenerhaltungseigenschaften  $A.1$ ,  $B.1$  und  $C.1$ . Ein Beispiel für Rauch mit geringer Rauchdichte ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Die auf der rechten Seite dargestellten Verfahren  $A.2$ ,  $B.2$  und  $C.3$  mit hoher Kantenerhaltung besitzen zwar ein höheres Rauschen in Bildbereichen ohne Bewegung, bilden jedoch auch die Rauchsäule deutlicher ab als die Verfahren  $B.1$  und  $C.1$  mit geringer Kantenglättung auf der linken Seite. Dadurch ist auch das SNR bei hoher Kantenerhaltung größer (*Brox*) oder gleich groß (*TVL1*) verglichen mit geringer Kantenerhaltung.

Durch die hohe zeitliche Filterung bis zum Erreichen der Voralarmstufe wirkt sich bei den Verfahren mit hoher Kantenerhaltung  $B.3$  und  $C.3$  das Rauschen in den Flussfeldern nicht signifikant auf die Robustheit gegenüber Störgrößen aus.

Bei Rauch mit deutlich ausgeprägter innerer Struktur ist unter Verwendung aller Bewegungsschätzer die Detektion möglich. Im Testmaterial befindet sich kein Video, in welchem ausschließlich die Verfahren  $B.1$  und  $C.1$  mit geringer Kantenerhaltung den Alarmzustand erreichen. Ein Beispiel für Rauch mit deutlicher innerer Struktur ist bereits in Abbildung 6.1 dargestellt.

#### 6.2.4 Zusammenfassung

Unter den verglichenen Bewegungsschätzern erreicht das *Brox*-Verfahren in der Parametrierung  $B.3$  mit hoher Kantenerhaltung die höchsten Alarmwerte und die höchste Robustheit.



**Abbildung 6.3:** Optischer Fluss bei Rauch mit geringer innerer Struktur. (a) Originalbild, (b) Horn-Schunck A.2, (c) und (d) Brox B.1 und B.3, (e) und (f) TVL1 C.1 und C.3.

Das *Brox*-Verfahren besitzt neben den hohen Detektionsraten für Rauchsequenzen auch die höchste Robustheit gegenüber Störgrößensequenzen.

Auch unter Verwendung anderer Bewegungsschätzer ist zu beobachten, dass eine hohe Kantenerhaltung und geringe Glättung die Rauchdetektion bei geringem inneren Kontrast begünstigt. Die weiteren Optimierungen basiert daher auf dem *Brox*-Verfahren mit dieser Parametrierung.

## 6.3 Zeitliche und örtliche Auflösung bei hohen Entfernungen

Die Optimierung in diesem Abschnitt befasst sich mit der Detektion bei hohen Abständen der Rauchquelle zur Kamera.

Um die Rauchdetektion bei hohen Entfernungen zu verbessern, werden zwei wesentliche Parameter variiert:

- die Auflösung der Eingangsbilder  $I_w \times I_h$  für die Bewegungsschätzung  
Standard: 640x360  
Variationen<sup>17</sup>: 640x360 (360p), 960x540 (540p), 1280x720 (720p), 1920x1080 (1080p)
- der zeitliche Abstand  $\Delta T_B$  zwischen den Eingangsbildern für die Bewegungsschätzung  
Standard: 160ms (12,5ms)  
Variationen: 160ms, 240ms, 320ms, 480ms, 640ms

Sowohl die Steigerung der Auflösung der Eingangsbilder als auch die Steigerung des zeitlichen Abstands der Eingangsbilder erhöht den Betrag der Bewegungsvektoren in Bildkoordinaten.

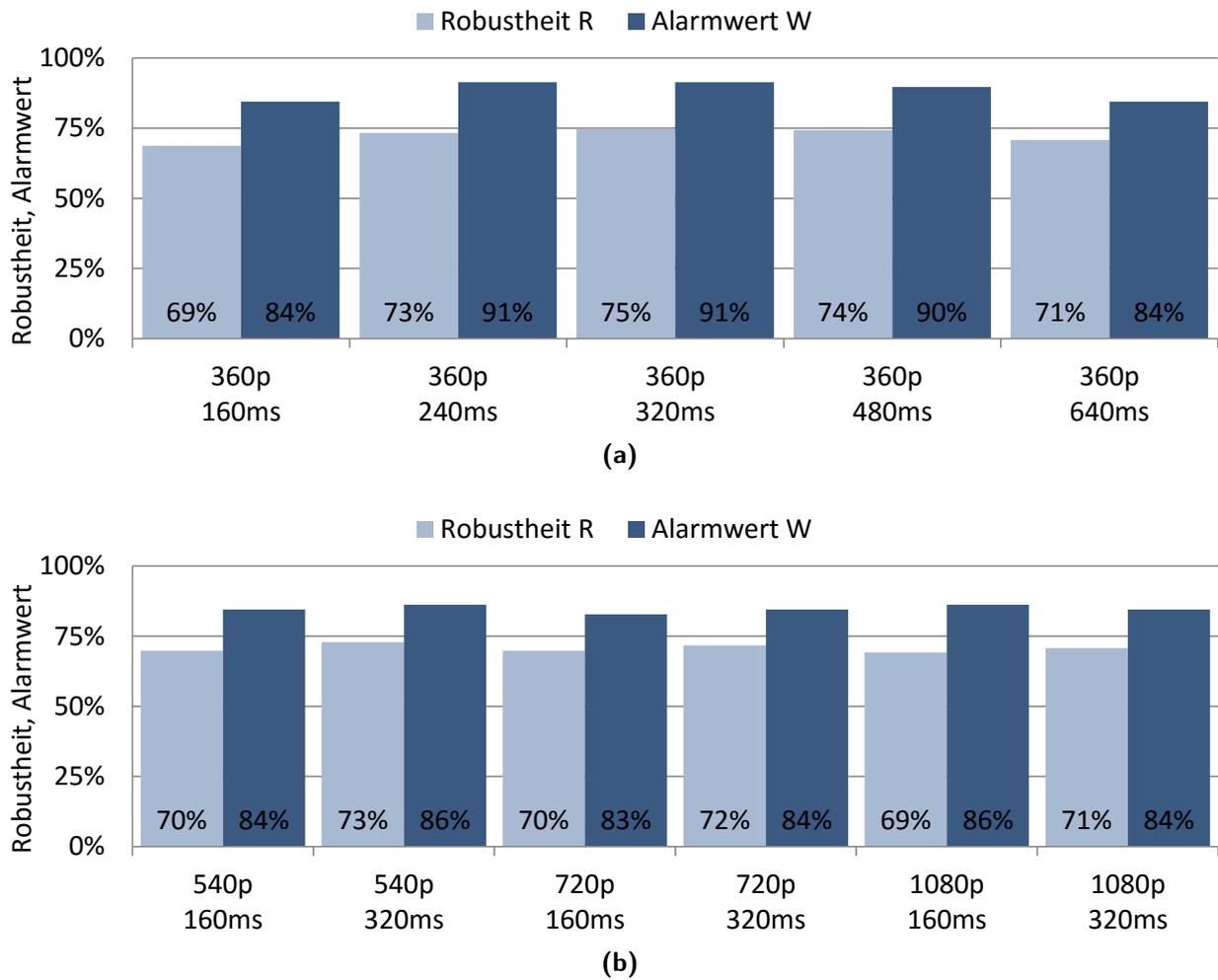
Für die Optimierung werden die Sequenzdatenbank 2 für Rauch bei hohen Entfernungen und Sequenzdatenbank 5 für Störgrößensequenzen verwendet. Die Breite der Rauchsäule beträgt in diesen Sequenzen 1,6% – 3,9% der Bildbreite. Bei einer Auflösung von 640x360 entspricht das 10 bis 25 Pixel. Die mittlere Aufstiegs geschwindigkeit von  $v_m = 0,35 \frac{m}{s}$  wird bei einer normierten Entfernung von  $d_n = 25m$  auf einer Bewegungsgeschwindigkeit von  $0,7\% * \frac{I_h}{s}$  mit der Bildhöhe  $I_h$  abgebildet. Bei der Auflösung von 640x360 und einer Zeitdifferenz der Eingangsbilder  $\Delta T_B = 160ms$  entspricht das einer Bewegungsgeschwindigkeit von  $v_b = 0,4 \frac{px}{\Delta T_B}$ .

### 6.3.1 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse der Alarmwerte  $W$  und der Robustheit  $R$  unter Variation der Auflösung und des zeitlichen Abstands der Eingangsbilder sind in Abbildung 6.4 dargestellt. Dabei zeigt Abbildung 6.4(a) eine Variation des zeitlichen Abstands der Eingangsbilder und Abbildung 6.4(b) die Variation der Auflösung unter Verwendung der zeitlichen Abstände 160ms und 320ms.

---

<sup>17</sup>Lediglich die Bewegungsschätzung wird in der hohen Auflösung durchgeführt. Die nachfolgende Weiterverarbeitung basiert auf der Standardauflösung 640x360.



**Abbildung 6.4:** Ergebnisse der Robustheit  $R$  und des Alarmwerts  $W$  für Entfernungen der Rauchquelle  $d_n > 20m$  unter Variationen der zeitlichen Abstände der Eingangsbilder (a) und der Auflösungen (b). Bei einer Auflösung von  $640 \times 360$  und einem zeitlichen Abstand der Eingangsbilder von  $320ms$  werden die besten Ergebnisse erreicht.

Bei allen Auflösungsstufen, außer bei  $1080p$ , werden bei einem zeitlichen Abstand der Eingangsbilder von  $320ms$  bessere Ergebnisse erreicht als bei anderen zeitlichen Abständen. Eine Vergrößerung der Auflösung der Eingangsbilder verbessert die Ergebnisse nicht, sondern verschlechtert sie tendenziell. Die höchsten Ergebnisse werden bei einer Auflösung von  $640 \times 360$  und einem zeitlichen Abstand der Eingangsbilder von  $\Delta T_B = 320ms$  erreicht.

Der Unterschied ist darin begründet, dass bei  $\Delta T_B = 320ms$  die optischen Änderungen innerhalb der Rauchsäule deutlicher und das SNR höher sind als bei  $\Delta T_B = 160ms$ , wodurch die Bewegungsschätzung der Rauchsäulen begünstigt wird. Eine höhere Zeitdifferenz  $\Delta T_B > 320ms$  kann die Ergebnisse hingegen nicht weiter verbessern. Die optischen Änderungen innerhalb der Rauchsäule sind für die Bewegungsschätzung dann zu stark, wodurch sich die Ergebnisse wieder verschlechtern, wie in Abbildung 6.4(a) dargestellt. Abbildung 6.5 verdeutlicht diesen Effekt. Abbildung 6.5(a) zeigt ein Eingangsbild für die Bewegungsschätzung. Die Abbildungen 6.5(b) bis 6.5(d) zeigen die zugehörigen Ergebnisse

der Bewegungsschätzung für 640x360 bei variierendem  $\Delta T_B$ , normiert auf Bewegungsgeschwindigkeit pro Sekunde. Bei einem zeitlichen Abstand  $\Delta T_B = 160ms$  und  $320ms$  kann der Bewegungsschätzer innerhalb der Rauchsäule Bewegungsinformationen messen. Bei einem zeitlichen Abstand von  $640ms$  sind die Verwirbelungen innerhalb der Rauchsäule stärker, so dass die Bewegungsschätzung schlechtere Ergebnisse liefert. Bei Verwendung des mittleren zeitlichen Abstands  $\Delta T_B = 320ms$  wird zudem der höchste SNR-Wert zwischen Rauchsäulenbewegung und Hintergrundrauschen ermittelt. Bei höheren Bildauflösungen nimmt das Bewegungsrauschen zu, wie auch in den Abbildungen 6.5(e) und 6.5(f) verdeutlicht.

Dies lässt die Folgerung zu, dass die bei der Auflösung 640x360 beobachtbare Breite der Rauchsäule von 10 bis 25 Pixel für die gewählte Parametrierung der Bewegungsschätzung ausreicht. Bei einer mittleren Entfernung von  $d_n = 25m$  wird die Aufstiegs geschwindigkeit von Rauch von  $v_m = 0,35 \frac{m}{s}$  bei einer Auflösung von 640x360 bei einem zeitlichen Abstand  $\Delta T_B = 320ms$  auf einer Bewegungsgeschwindigkeit von  $v_b \approx 0,8 \frac{px}{\Delta T_B}$  abgebildet. Die Subpixelgenauigkeit des Bewegungsschätzers ist also notwendig für den Anwendungsfall der Rauchdetektion.

### 6.3.2 Zusammenfassung

Aus der Optimierung des Rauchdetektors für Entfernung  $d_n > 20m$  können die folgenden Schlussfolgerungen gezogen werden:

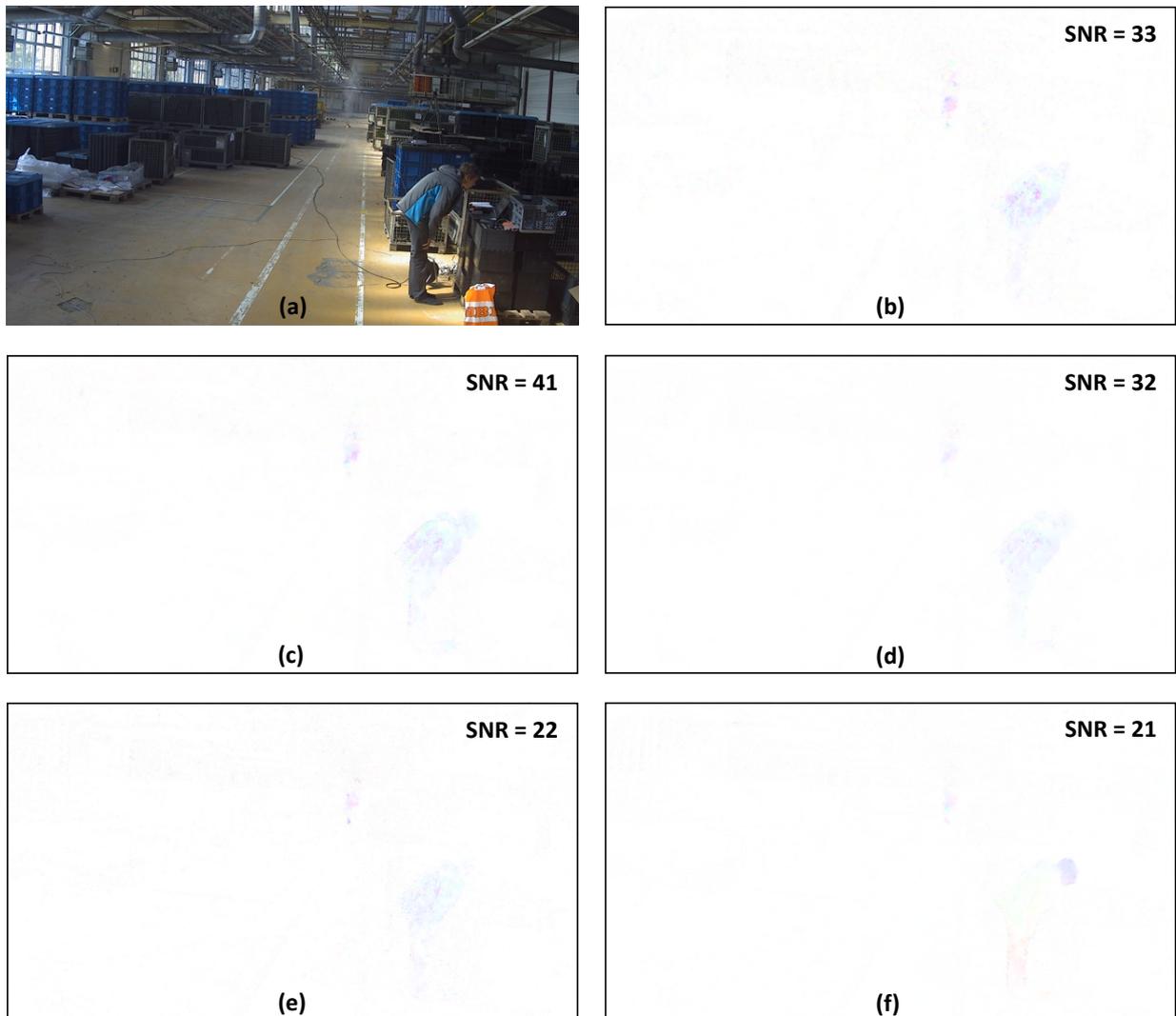
- Die besten Ergebnisse werden bei einer Auflösung von 640x360 bei einem zeitlichem Abstand der Eingangsbilder  $\Delta T_B = 320ms$  erreicht. Für die Rauchdetektion sollte die Geschwindigkeit in Bildkoordinaten etwa  $v_b \approx 0,8 \frac{px}{320ms}$  betragen.
- Eine Breite der Rauchsäule von 10 bis 25 Pixel ist ausreichend für die Bewegungsschätzung. Bei dem Abstand von  $d_n = 20m - 30m$  profitiert der Rauchdetektor nicht von einer höheren Bildauflösung.

## 6.4 Zeitliche und örtliche Auflösung bei geringen Entfernungen

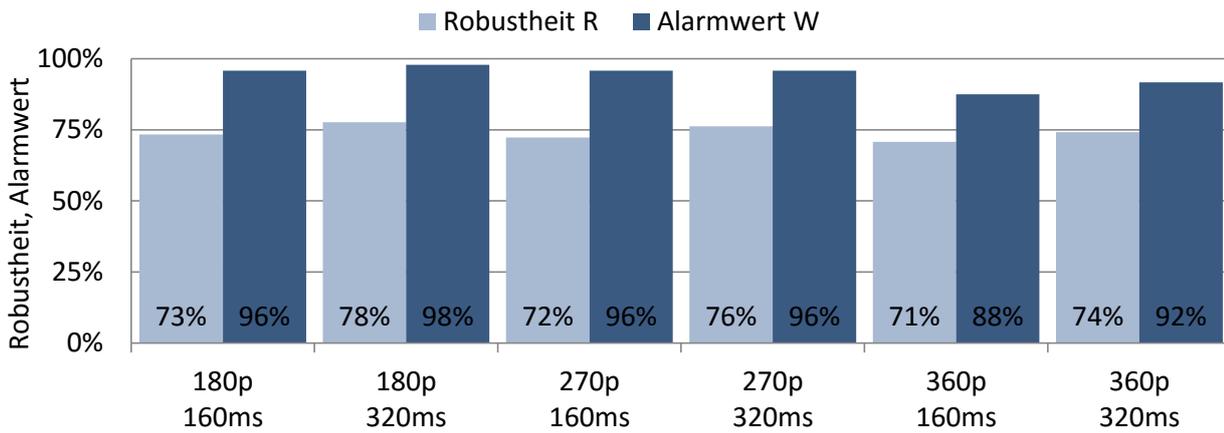
Die Schlussfolgerungen der Optimierung der Rauchdetektion für hohe Entfernungen aus Abschnitt 6.3 lassen sich auch auf geringe Entfernungen übertragen. In diesem Kapitel wird die Branddetektion für Entfernungen  $d_n = 5m - 20m$  optimiert. Dafür werden die Sequenzdatenbanken  $\mathcal{S}$  für Rauch und  $\mathcal{S}$  für Störgrößen verwendet. Sollten die Ergebnisse der Rauchdetektion auch gegenüber der ursprünglichen Parametrierung der Bewegungsschätzung verbessert werden, dient dies als Validierung der in Abschnitt 6.3 gezogenen Schlussfolgerungen.

Wie bereits in Abschnitt 6.3 werden auch in diesem Abschnitt die Auflösung und der zeitliche Abstand zwischen den Eingangsbildern für die Bewegungsschätzung variiert:

- Die Auflösung der Eingangsbilder  $I_w \times I_h$  für die Bewegungsschätzung  
Standard: 640x360  
Variationen: 320x180 (180p), 480x270 (270p), 640x360 (360p)



**Abbildung 6.5:** Optischer Fluss bei verschiedenen zeitlichen Abständen der Eingangsbilder und verschiedenen Auflösungsstufen. (a) Eingangsbild, (b) bis (d) Bewegungsschätzung bei zeitlichen Abständen der Eingangsbilder  $160ms$ ,  $320ms$  und  $640ms$  und einer Auflösung von  $640 \times 360$ . (e) bis (f) Bewegungsschätzung bei  $\Delta T_B = 160ms$  und  $320ms$  und einer Auflösung von  $1280 \times 720$ . Höhere zeitliche Abstände erhöhen das SNR, bilden jedoch turbulente Rauchbereiche weniger präzise ab. Das höchste SNR wird mit einem Abstand von  $320ms$  bei der Auflösung  $640 \times 360$  erzielt (c).



**Abbildung 6.6:** Ergebnisse der Robustheit  $R$  und des Alarmwerts  $W$  für Entfernungen der Rauchquelle  $d_n = 5m - 20m$  unter Variationen der zeitlichen Abstände der Eingangsbilder  $\Delta T_S$  und der Auflösungen. Bei einer Auflösung von  $640 \times 360$  und  $\Delta T_B = 320ms$  werden die besten Ergebnisse erreicht.

- Der zeitliche Abstand  $\Delta T_B$  zwischen den Eingangsbildern für die Bewegungsschätzung  
 Standard:  $160ms$  ( $12,5ms$ )  
 Variationen:  $160ms, 320ms$

Gemäß den Schlussfolgerungen der vorherigen Optimierung ist die Erwartungshaltung, dass bei allen Auflösungsstufen bei einem zeitlichen Abstand von  $\Delta T_B = 320ms$  bessere Ergebnisse erreicht werden als bei  $160ms$ . Bei einer mittleren Distanz von  $d_n = 12,5m$  wird die ermittelte optimale Geschwindigkeit für den Rauchaufstieg  $v_b = 0,8 \frac{px}{\Delta T_S}$  bei der Auflösung  $320 \times 180$  erreicht. Die besten Ergebnisse werden daher bei  $\Delta T_B = 320ms$  und der Auflösung  $320 \times 180$  erwartet.

### 6.4.1 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse des Alarmwerts  $W$  und der Robustheit  $R$  sind in Abbildung 6.6 dargestellt. Dabei werden die erwarteten Ergebnisse erreicht. Die Kombination der Bildauflösung von  $320 \times 180$  und des zeitlichen Abstands  $\Delta T_B = 320ms$  erreicht einen Alarmwert  $W = 98\%$  bei einer Robustheit  $R = 78\%$ . Die Ergebnisse der anderen Parametrierungen bleiben darunter. Mit zunehmender Auflösung nehmen sowohl der Alarmwert als auch die Robustheit ab. Bei den höheren zeitlichen Abständen  $\Delta T_B = 320ms$  sind der Alarmwert und die Robustheit mindestens so groß wie bei  $160ms$ . Die Breite der Rauchsäule beträgt in der Bildauflösung  $320 \times 180$  wie auch bei den im vorherigen Abschnitt verwendeten Sequenzen etwa  $10 - 25$  Pixel.

### 6.4.2 Zusammenfassung

Durch die Optimierung der Rauchdetektion für Entfernungen bis  $d_n = 20m$  können die wesentlichen Schlussfolgerungen aus Abschnitt 6.3.2 bezüglich des optimalen zeitlichen Abstands der Bilder von  $\Delta T_B = 320ms$  und der optimalen Bewegungsgeschwindigkeit von  $v_b = 0,8 \frac{px}{\Delta T_B}$  bestätigt werden.

## 6.5 Optimierung für geringe Rauchdichten

Der letzte Optimierungsschritt befasst sich mit der Verbesserung der Rauchdetektion bei geringen Rauchdichten und transparentem Rauch. Als Datenbasis dieser Optimierung werden die Datenbanken 4 für Rauchsequenzen und 5 für Störgrößensequenzen verwendet. Als Bewegungsschätzer wird das *Brox*-Verfahren verwendet. Wie in den Abschnitten 6.3 und 6.4 empfohlen haben die Eingangsbilder eine Auflösung von 320x180 und einen zeitlichen Abstand von  $\Delta T_B = 320ms$  zueinander.

Die Schwierigkeit für die Rauchdetektion bei geringer Rauchdichte besteht darin, dass die statische Struktur des Hintergrunds über die innere Struktur des transparenten Rauchs dominiert. Eine Bewegungsschätzung der transparenten Vordergrundsicht ist dann nicht mehr oder nur schwer möglich. Die grundlegende Idee zur Behebung dieses Problems besteht deshalb darin, den statischen Hintergrund zu entfernen und damit die transparente Vordergrundsicht hervorzuheben.

Dabei werden zuerst zwei verschiedene Verfahren vorgestellt. Als Nächstes werden die Verbesserungen der Bewegungsschätzung durch hintergrundbereinigte Eingangsbilder anhand einer Simulation demonstriert. Daraufhin werden die Ergebnisse der Optimierung evaluiert und abschließend zusammengefasst.

### 6.5.1 Entfernen des Hintergrunds

In diesem Abschnitt werden die Verfahren zum Entfernen des Hintergrunds vorgestellt. Abbildung 6.7 stellt den Ablauf der Erzeugung der Eingangsbilder für die Bewegungsschätzung graphisch dar. Abbildung 6.7(a) zeigt zunächst den Ablauf zur Bewegungsschätzung auf den Originalbildern. Zusätzlich werden zwei hintergrundsubtrahierende Verfahren untersucht. Die erste Methode benutzt ein Hintergrundmodell, um die Gleichanteile in Bildern zu subtrahieren. Die zweite Methode führt die Bewegungsschätzung auf Differenzbildern durch.

**Verwendung eines Hintergrundmodells** Anhand der Eingangsbilder wird anhand eines von Zikovic et al. [114] vorgestellten *Gaussian Mixture Models* (GMM) ein Hintergrundbild generiert. Beim Einlesen neuer Bilder wird das Hintergrundbild von den Eingangsbildern gemäß

$$C_{x,y}[n] = I_{x,y}[n] - H_{x,y}[n-1] \quad (6.12)$$

subtrahiert und das hintergrundsubtrahierte Bild  $C_{x,y}[n]$  erstellt. Die Bewegungsschätzung erfolgt dann auf dem vorzeichenlosen Differenzbilderpaar  $|C_{x,y}[n-1]|$  und  $|C_{x,y}[n]|$  oder auf dem vorzeichenbehafteten Paar  $C_{x,y}[n-1]$  und  $C_{x,y}[n]$ .

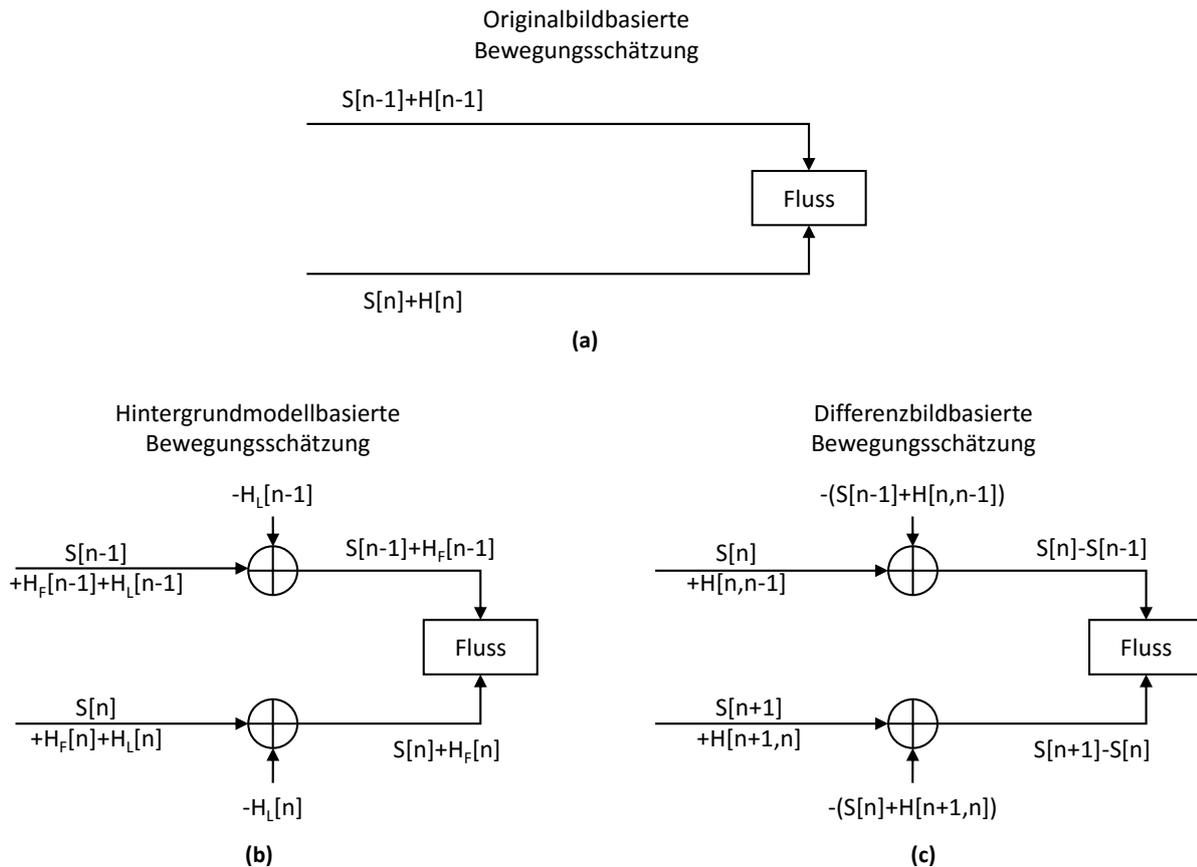
In einer ersten Annahme wird ein Bild gemäß

$$I_{x,y}[n] = S_{x,y}[n] + H_{x,y}[n] \quad (6.13)$$

als Summe eines Signalanteils  $S_{x,y}[n]$  und eines Hintergrundanteils  $H_{x,y}[n]$  interpretiert.

Bei der hintergrundmodellbasierten Bewegungsschätzung kann der Hintergrund

$$H_{x,y}[n] = H_{F, x,y}[n] + H_{L, x,y}[n] \quad (6.14)$$



**Abbildung 6.7:** Erzeugung der Eingangsbilder für die Bewegungsschätzung. Bei der originalbild- (a) und hintergrundmodellbasierten Bewegungsschätzung (b) fließen neben den Signalanteilen Hintergrundanteile in die Bewegungsschätzung mit ein, bei der differenzbildbasierten Bewegungsschätzung (c) lediglich die Differenzen der Signalanteile.

als Summe des vom GMM gelernten Hintergrunds  $H_{L, x,y} [n]$  und des Fehlers des Hintergrundmodells  $H_{F, x,y} [n]$  dargestellt werden. Der Fehler resultiert aus der Trägheit der Hintergrundaktualisierung. Dabei wird jedoch angenommen, dass der Fehler  $H_{F, x,y} [n]$  klein ist gegenüber dem gelernten Hintergrund  $H_{L, x,y} [n]$  und dem Signalanteil  $S_{x,y} [n]$ . In die Bewegungsschätzung fließen beim hintergrundmodellbasierten Verfahren, wie in Abbildung 6.7(b) dargestellt, die Bilder  $S_{x,y} [n] + H_{F, x,y} [n]$  ein.

**Verwendung von Differenzbildern** Hierbei sind die Grundlage für die Bewegungsschätzung nicht die Eingangsbilder  $I_{x,y} [n]$ , sondern die Differenzen der Eingangsbilder

$$D_{x,y} [n] = I_{x,y} [n + 1] - I_{x,y} [n]. \quad (6.15)$$

Die Bewegungsschätzung wird dann auf dem vorzeichenlosen Differenzbildpaar  $|D_{x,y} [n - 1]|$  und  $|D_{x,y} [n]|$  oder auf vorzeichenbehafteten Paar  $D_{x,y} [n - 1]$  und  $D_{x,y} [n]$  durchgeführt.

Bei der differenzbildbasierten Bewegungsschätzung können die Ursprungsbilder gemäß

$$I_{x,y}[n-1] = S_{x,y}[n-1] + H_{x,y}[n, n-1], \quad (6.16)$$

$$I_{x,y}[n] = S_{x,y}[n] + H_{x,y}[n, n-1] \quad (6.17)$$

dargestellt werden. Dabei ist  $H_{x,y}[n, n-1]$  der Gleichanteil der Ursprungsbilder und wird vollständig subtrahiert, wodurch lediglich die Signaldifferenzen

$$D_{x,y}[n-1] = S_{x,y}[n] - S_{x,y}[n-1], \quad (6.18)$$

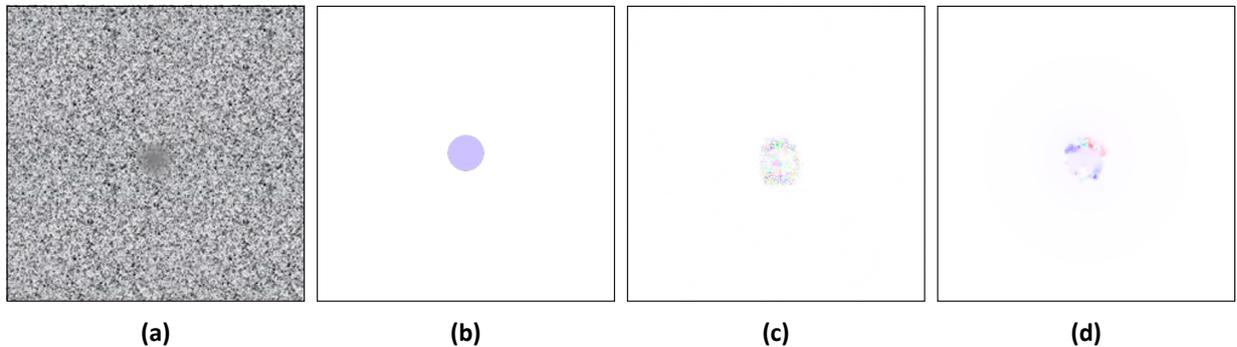
$$D_{x,y}[n] = S_{x,y}[n+1] - S_{x,y}[n] \quad (6.19)$$

in die Bewegungsschätzung einfließen, wie in Abbildung 6.7(c) dargestellt.

## 6.5.2 Simulation zur Verwendung hintergrundbereinigter Eingangsbilder

Der Unterschied zwischen der Bewegungsschätzung auf Standardbildern und hintergrundbereinigten Bildern soll zunächst anhand einer Simulation verdeutlicht werden [85], angelehnt an Rauch mit geringer Dichte.

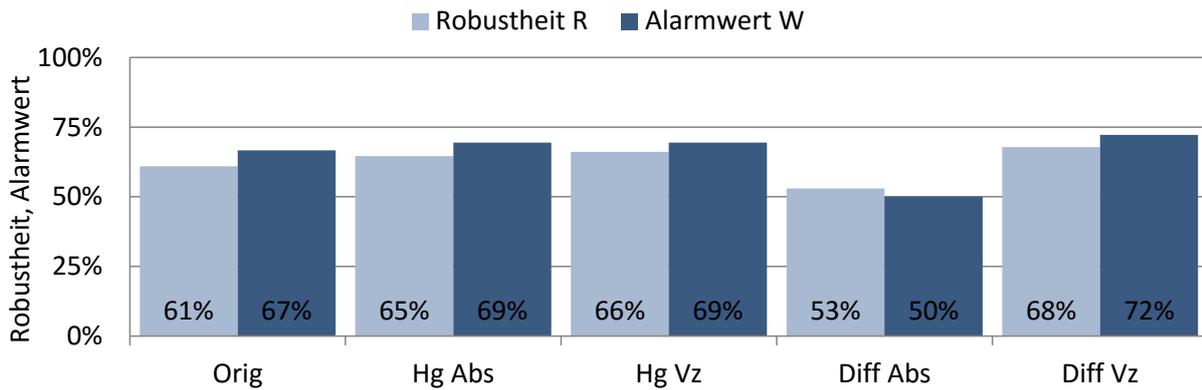
Die Simulation besteht aus einem zufällig strukturierten Hintergrund und einem kreisförmigen grauen Vordergrundobjekt mit unterschiedlicher Transparenz, wie in Abbildung 6.8(a) dargestellt. Die Deckkraft des Kreises ist in der Mitte hoch und nimmt zu den Rändern hin ab. Der Kreis bewegt sich im Zeitverlauf aufwärts. Die Referenzbewegung ist in Abbildung 6.8(b) dargestellt.



**Abbildung 6.8:** Simulation der Bewegungsschätzung auf Differenzbildern. (a) Bewegender transparenter Kreis vor stark strukturtem Hintergrund. (b) Referenzbewegung, (c) Bewegungsschätzung ohne Hintergrundsubtraktion, (d) Bewegungsschätzung auf Differenzbildern. [85]

Wird die Bewegungsschätzung auf den Originalbildern durchgeführt, können aufgrund der Dominanz der Hintergrundstruktur kaum Bewegungsinformationen generiert werden, wie in Abbildung 6.8(c) dargestellt.

Die Abbildung der Bewegungsschätzung auf hintergrundbereinigten Eingangsbildern  $D_{x,y}[n]$  ist in Abbildung 6.8(d) dargestellt. Auch bei hoher Transparenz der bewegten Objekte ist dabei eine Bewegungsschätzung möglich.



**Abbildung 6.9:** Ergebnisse der Robustheit  $R$  und des Alarmwerts  $W$  bei der Bewegungsschätzung mit Originalbildern und hintergrundbereinigter Bewegungsschätzung. Bei der Bewegungsschätzung auf vorzeichenbehafteten Differenzbildern werden die besten Ergebnisse erzielt.

Bei beiden Verfahren werden besonders an den Objektgrenzen Bewegungsinformationen erzeugt. Während bei der Bewegungsschätzung auf Originalbildern die Bewegungsrichtung einem starken Rauschen unterliegt, dominiert bei der hintergrundbereinigten Bewegungsschätzung die aufwärtsgerichtete Bewegung. Bei der hintergrundbereinigten Bewegungsschätzung befinden sich 82% der Bewegungswinkel im definierten Aufwärtskorridor. Bei der Bewegungsschätzung auf Originalbildern sind es hingegen lediglich 29%.

Die hintergrundbereinigten Bilder enthalten bis auf bewegte Bereiche keine Bildkontraste mehr. Um die Glättung der Bewegung in kontrastfreien Bildbereichen zu reduzieren, werden die *Brox*-Parameter entsprechend den in Tabelle 6.4 angegebenen Werte angepasst.

Bez.	Verfahren	Parameter	Glättungsverhalten
B.4	<i>Brox</i>	$\alpha = 0,08$ ; $\gamma = 75$ ; innerIter. = 2; outerIter. = 5; solverIter. = 3	Limitierung der Glättung in kontrastarmen Bildregionen

**Tabelle 6.4:** Parametrierung des *Brox*-Verfahren für die hintergrundbereinigte Bewegungsschätzung.

### 6.5.3 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse der hintergrundbereinigten Bewegungsschätzung sind in Abbildung 6.9 dargestellt. Beide hintergrundmodellbasierte Verfahren sowie das vorzeichenbehaftete differenzbildbasierte Verfahren erreichen erheblich höhere Alarmwerte als bei Verwendung der originalbildbasierten Bewegungsschätzung.

Das vorzeichenlose differenzbildbasierte Verfahren kann die Ergebnisse hingegen nicht verbessern und erreicht die schlechtesten Ergebnisse bezüglich der Alarmwerte und der Robustheit.

Wird die Bewegungsschätzung ausschließlich auf Signalen oder Signaldifferenzen durchgeführt, wie bei den differenzbildbasierten Verfahren, können höhere Ergebnisse erreicht werden als bei der Bewegungsschätzung, bei der noch Anteile der Ursprungsbilder einfließen, wie der Fehler des Hintergrundmodells  $H_F[n]$ .

### 6.5.4 Zusammenfassung

Die Detektion von Rauch mit geringer Rauchdichte kann gegenüber dem bisherigen Verfahren deutlich verbessert werden, wenn die Bewegungsschätzung nicht auf Originalbildern sondern auf hintergrundbereinigten Bildern ausgeführt wird. Die besten Ergebnisse können bei der Bewegungsschätzung auf vorzeichenbehafteten Differenzbildern erzielt werden, da hierbei die Gleichanteile je eines Bildpaars vollständig entfernt werden und die Bewegungsschätzung ausschließlich auf den Signalanteilen erfolgt.

## 6.6 Zentrale Erkenntnisse

Im Folgenden werden die wesentlichen Erkenntnisse zusammengefasst, die sich aus den in diesem Kapitel durchgeführten Optimierungsschritten ergeben. Diese Erkenntnisse sollen bei dem in Kapitel 7 vorgestellten Verfahren berücksichtigt werden.

### 1. Bewegungsschätzer und Parametrierung

Die besten Ergebnisse konnten mit dem *Brox*-Verfahren erzielt werden. Das Verfahren besitzt das höchste SNR und zeigte die höchste Robustheit gegenüber Störgrößenobjekten.

Für die Bewegungsschätzung in Rauchsäulen mit geringer innerer Struktur erweist sich eine geringere Glättung als die Standardglättung als hilfreich.

### 2. Bildauflösung und zeitlicher Abstand der Eingangsbilder

Die besten Ergebnisse konnten bei einem zeitlichen Abstand der Eingangsbilder von  $\Delta T_B = 320ms$  erzielt werden. In diesem Zeitraum ist bei den betrachteten Schwelbränden die Bewegung der Rauchsäule ausreichend für die Bewegungsschätzung und die Änderung der inneren Struktur der Rauchsäule gering genug, dass eine Bewegungsschätzung noch möglich ist.

Die Bildauflösung sollte so gewählt werden, dass die Aufstiegs geschwindigkeit von Rauch in Bildkoordinaten etwa  $v_b \approx 0,8 \frac{px}{\Delta T_S}$  beträgt.

Für die Abdeckung größerer Entfernungsbereiche ist es deshalb zu empfehlen, die Bewegungsschätzung in verschiedenen Auflösungsstufen durchzuführen.

### 3. Geringe Rauchdichten

Rauch mit geringer Rauchdichte wird bei der Bewegungsschätzung auf hintergrundbereinigten Bildern besser erkannt als bei Bewegungsschätzung auf Originalbildern. Die Bewegungsschätzung auf vorzeichenbehafteten Differenzbildern liefert die besten Ergebnisse.



# 7 Rauchdetektionssystem mit mehrfacher Bewegungsschätzung

Die Optimierung der Bewegungsschätzung in Kapitel 6 führt zu der Schlussfolgerung, dass die Detektionsraten bei mehrfacher Bewegungsschätzung signifikant erhöht werden können. Um die verschiedenen Entfernungen und variierenden Rauchdichten abdecken zu können, muss die Bewegungsschätzung mit unterschiedlichen Einstellungen in verschiedenen zeitlichen Abständen mit und ohne Hintergrundsubtraktion mehrfach durchgeführt werden.

Das Ziel dieses Kapitels ist die Vorstellung und Evaluierung eines echtzeitfähigen Systems, das durch mehrfache Bewegungsschätzung die Erfüllung der Anforderungen bezüglich verschiedener Entfernungen und Rauchdichten ermöglicht.

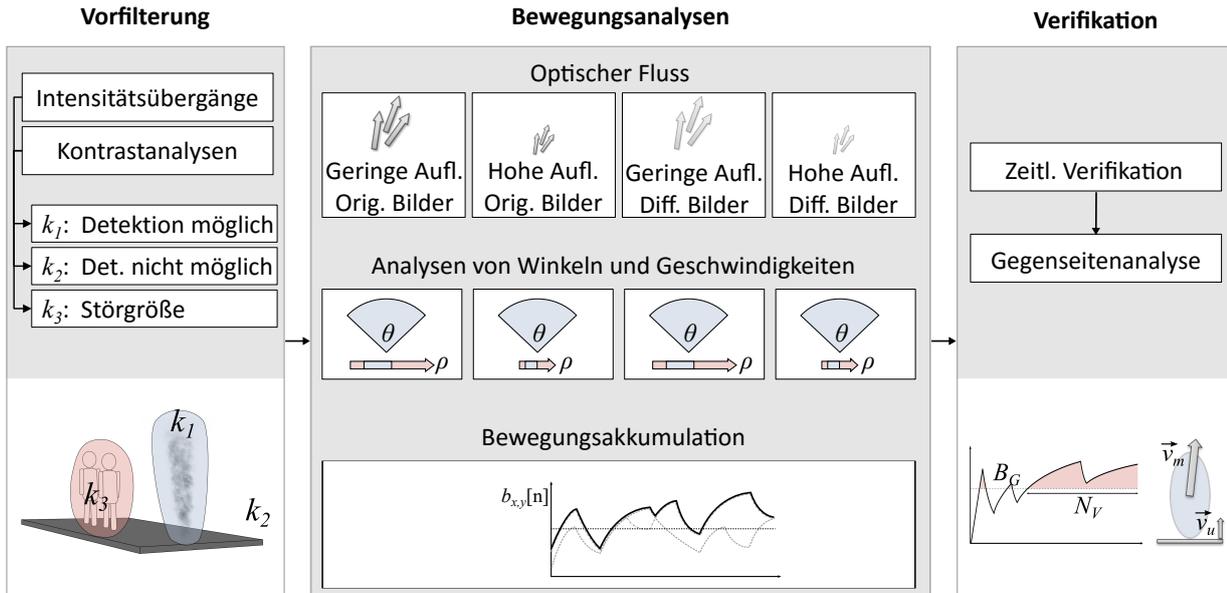
In Abschnitt 7.1 werden die Struktur des Verfahrens vorgestellt und die Änderungen zum Rauchdetektionskonzept erklärt. Ein Vergleich der Detektionsergebnisse des neu vorgestellten Verfahrens mit denen aus Kapitel 5 wird in Abschnitt 7.2 dargelegt und diskutiert.

Eine Evaluierung des Rauchdetektionssystems auf einer bisher nicht betrachteten Testdatenbank erfolgt in Abschnitt 7.3. Dafür konnten in einem Landwirtschaftsbetrieb Rauch- und Störgrößensequenzen erzeugt werden. In Abschnitt 7.4 wird das vorgestellte System mit Rauchmeldern verglichen. Abschnitt 7.5 fasst die Erkenntnisse der verschiedenen Evaluierungsstufen zusammen.

## 7.1 Beschreibung des erweiterten Rauchdetektionsverfahrens

Das grundsätzliche Prinzip der bewegungsbasierten Rauchdetektion bleibt gegenüber dem in Kapitel 5 vorgestellten Konzept bestehen. Der Vorfilterungs- und der Verifikationsblock bleiben unverändert. Die Bewegungsanalysen sind hingegen entsprechend den Schlussfolgerungen aus Kapitel 6 angepasst. Ein schematischer Ablauf ist in Abbildung 7.1 dargestellt.

Insgesamt wird die Bewegungsschätzung parallel viermal durchgeführt. Die Parameter der Bewegungsschätzer sind in Tabelle 7.1 aufgelistet.



**Abbildung 7.1:** Strukturierung des erweiterten Rauchdetektionsverfahrens. Die Bewegungsschätzung wird den Schlussfolgerungen der Optimierung entsprechend viermal durchgeführt. Die Vorfilterung und Verifikation bleiben bestehen.

Nummer	Parameter-konfigurationen	Zeitlicher Bildabstand $\Delta T_B$	Bildauflösung	Eingangsdaten der Bewegungsschätzer
1	B.3	320ms	640x360	Originalbilder
2	B.3	320ms	320x180	Originalbilder
3	B.4	320ms	640x360	Differenzbilder
4	B.4	320ms	320x180	Differenzbilder

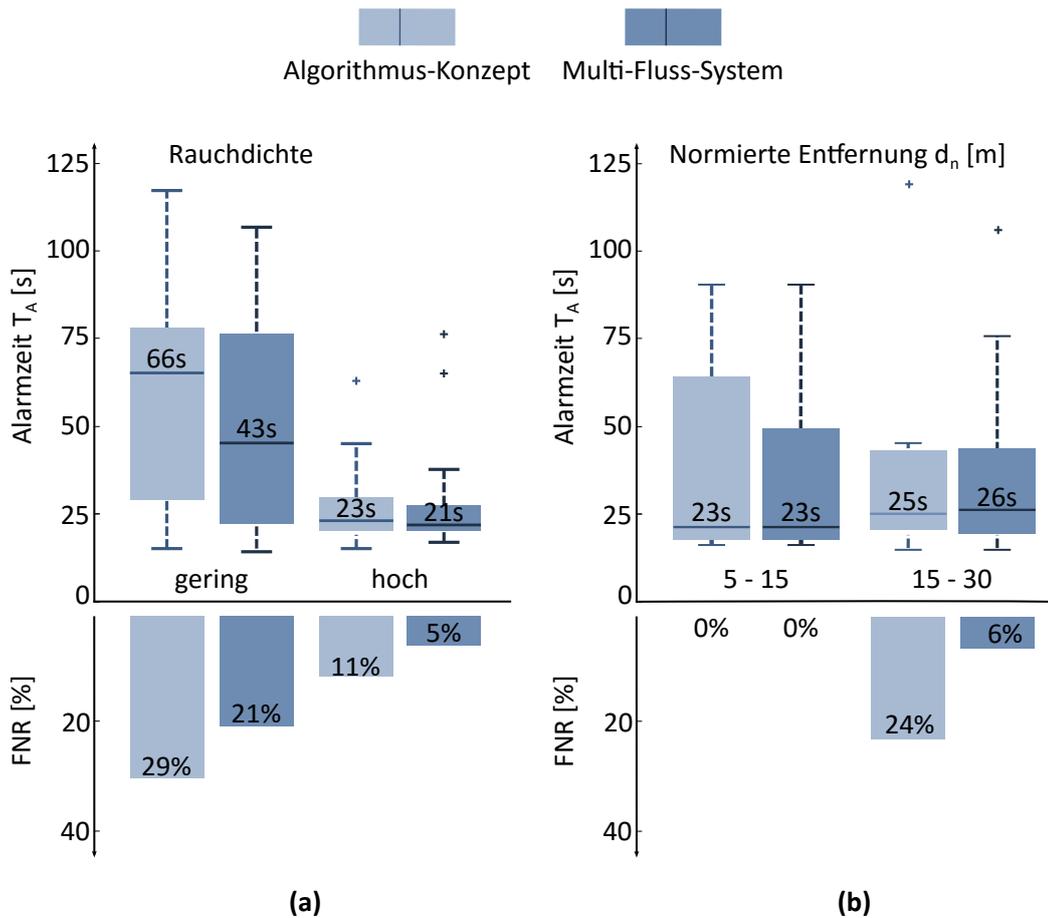
**Tabelle 7.1:** Konfigurationen der Bewegungsschätzer.

Für jeden der vier Bewegungsschätzer existiert eine separate Bewegungs- und Geschwindigkeitsanalyse. Für die Bewegungsschätzer 1 bis 4 werden entsprechend Gleichung 5.11 die Bewegungsbewertungen

$$\hat{b}_{x,y}^{1..4}[n] = c_{1x,y}^{1..4}[n] \cdot c_{2x,y}^{1..4}[n] \quad (7.1)$$

bestimmt. Dabei sind  $c_{1x,y}^{1..4}[n]$  und  $c_{2x,y}^{1..4}[n]$  die zugehörigen Winkel- und Geschwindigkeitsbewertungen der Bewegungsvektoren. Die einzelnen Bewegungsbewertungen werden zu einer gemeinsamen Bewegungsbewertung

$$\tilde{b}_{x,y}[n] = \max \left\{ \hat{b}_{x,y}^1[n] .. \hat{b}_{x,y}^4[n] \right\} \quad (7.2)$$



**Abbildung 7.2:** Evaluierungsergebnisse des Rauchdetektionskonzepts aus Kapitel 5 und des erweiterten Rauchdetektionsverfahrens bei verschiedenen Rauchdichten und verschiedenen normierten Entfernungen zur Brandquelle. Das erweiterte Rauchdetektionsverfahren erzielt deutlich höhere Detektionsraten. Die Rauchdetektionszeiten sind auf vergleichbarem Niveau.

zusammengeführt. Für die Berechnung der Bewegungsakkumulation  $b_{x,y}[n]$  gemäß den Gleichungen 5.12 und 5.14 wird  $\tilde{b}_{x,y}[n]$  anstatt  $\hat{b}_{x,y}[n]$  benutzt.

Die nachfolgende Ermittlung der Verifikationswerte  $B[n]$  und der Alarmstufen  $A_1[n]$ ,  $A_2[n]$  und  $A_3[n]$  bleibt wie in Kapitel 5.3 erläutert. Folglich werden dieselben Evaluierungsmaße wie in Kapitel 5 zur Systembewertung herangezogen.

## 7.2 Vergleich mit dem Rauchdetektionskonzept

Zunächst werden die Detektionsraten und Alarmzeitpunkte der Vergleichssequenzen untersucht, die auch schon für die Evaluierung in Kapitel 5 verwendet wurden. Der Schwerpunkt liegt auf der Fragestellung, inwiefern Rauch unter den zuvor kritischen Bedingungen geringer Rauchdichte und hoher Entfernungen detektiert werden kann.

Die Ergebnisse der Rauchdetektion sind in Abbildung 7.2 dargestellt. Dabei können in allen Untergruppen die Detektionsraten verbessert oder beibehalten werden. Bei den im Fokus stehenden Sequenzen mit geringer Rauchdichte sinkt der Anteil der nicht detektierten Sequenzen von 29% auf 21%, bei Sequenzen mit hohen Entfernungen von 24% auf 6%.

Die Detektionszeiten bleiben in den meisten Fällen auf vergleichbarem Niveau. Lediglich bei Sequenzen mit geringen Rauchdichten ist eine Verbesserung deutlich. Insgesamt werden mit dem erweiterten System 83% der analysierten Sequenzen detektiert. Beim Rauchdetektionskonzept liegt die Detektionsrate bei 72%.

Die detaillierten Ergebnisse im Vergleich zum Rauchdetektionskonzept aus Kapitel 5 sind in Tabelle B.1 aufgelistet.

Als Störgrößensequenzen werden auch in diesem Kapitel die PETS-Sequenzen und Objekte mit kontinuierlichen Aufwärtsbewegungen untersucht und anhand der Akkumulationswerte  $B[n]/B_G$  und der Alarmlevelwahrscheinlichkeiten  $P_{A_1}$ ,  $P_{A_2}$  und  $P_{A_3}$  evaluiert. Die Ergebnisse sind in Tabelle B.1 in Anhang B aufgelistet.

Testdatenbank	$B_{max}/B_G$	$P_{A_1}$	$P_{A_2}$	$P_{A_3}$
PETS Videosequenzen [61–63, 65]	1,42	0,04%	0%	0%
Kont. Aufwärtsbewegungen	1,83	52%	14%	0%

**Tabelle 7.2:** Evaluierungsmaße bei verschiedenen Datenbanken von Störgrößen. Die Alarmstufe  $A_3$  wird nicht erreicht.

Die maximalen Alarmwerte  $B_{max}/B_G$  sind zwar teilweise höher als in Kapitel 5, die entscheidende Alarmstufe  $A_3$  wird jedoch trotzdem nicht erreicht.

## 7.3 Systemevaluierung anhand des Testdatensatzes

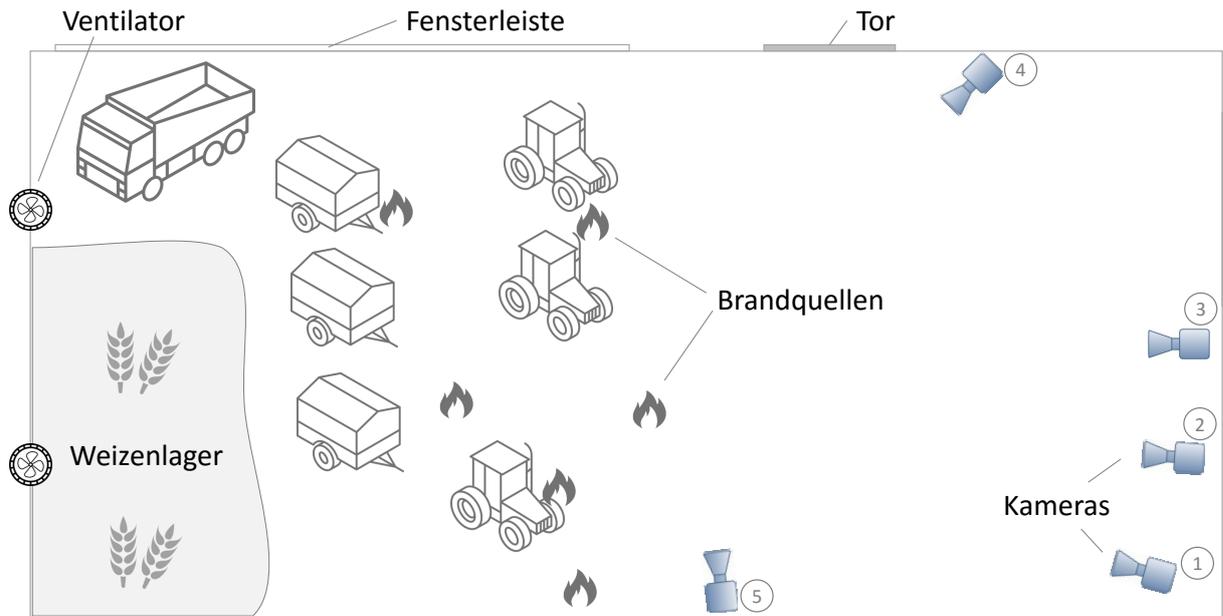
Neben den bereits bekannten Videodatensätzen soll das Verfahren auch anhand bisher nicht bekannter Testsequenzen evaluiert werden. Hierfür konnten in der Lagerhalle eines Landwirtschaftsbetriebs verschiedene Testbrände durchgeführt werden, anhand derer die Detektionsraten analysiert werden. Darüber hinaus konnten in der Lagerhalle während einer Weizenverladung 24 Stunden Videomaterial erzeugt und getestet werden.

### 7.3.1 Installationsbeschreibung

Der Aufbau der Testinstallation ist schematisch in Abbildung 7.3 dargestellt. Im rechten Teil der Halle sind die Kameras installiert. Im linken Teil befinden sich das Weizenlager sowie verschiedene landwirtschaftliche Fahrzeuge. Rauch wurde im linken Teil der Halle zwischen den Fahrzeugen generiert.

Folgende Einstellungen wurden für die Brandversuche gewählt:

- Die normierten Abstände zu den Brandquellen betragen  $d_n = 5m - 23m$ .
- Als Brandquellen werden Rauchpatronen verwendet, die sowohl weißen als auch schwarzen Rauch generieren.

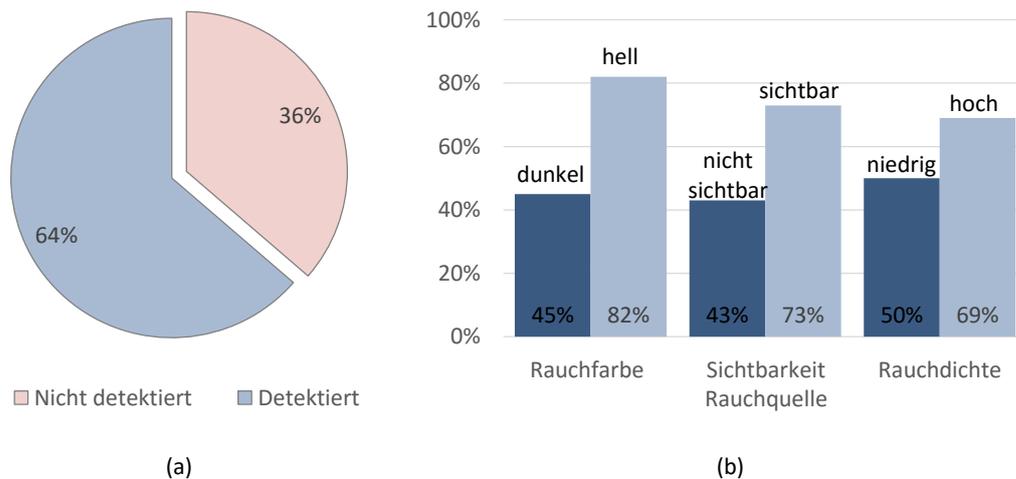


**Abbildung 7.3:** Schematische Darstellung der Testinstallation in einer Lagerhalle eines Landwirtschaftsbetriebs. Im rechten Teil sind die Kameras installiert. Im linken Teil können Rauchversuche durchgeführt werden. Zudem wird der gelagerte Weizen in LKWs verladen.

- Durch verschiedene Tore oder Ventilatoren an allen Seiten der Halle können verschiedene Belüftungssituationen erzeugt werden. In dieser Evaluierung werden Sequenzen betrachtet, bei denen Rauch entsprechend den Anforderungen aus Kapitel 2 senkrecht oder diagonal bis zu einem Winkel von  $45^\circ$  aufsteigt.
- In einigen Fällen ist die Brandquelle selbst nicht im direkten Blickfeld der Kameras, sondern durch Hindernisse verdeckt. Rauch kann dann erst oberhalb dieser detektiert werden.
- Insgesamt werden in diesem Test 22 Sequenzen analysiert.

Die Videodatenbank der Störgrößen enthält Sequenzen von Kameras 1, 2 und 3 während der Getreideverladung mittels eines Teleskopladers auf LKWs. Für die Robustheit gegenüber Falschdetektionen werden folgende Herausforderungen erwartet:

- Aufwärtsgerichtete Bewegungen durch sich langsam entfernende LKWs
- Aufwärtsbewegungen durch den Teleskoplader
- Starke Staubentwicklung während der Getreideverladung.



**Abbildung 7.4:** Detektionsraten für Rauchversuche der Testbrände in einer Landwirtschaftslagerhalle (a) und die Hauptursachen für Nichtdetektionen (b).

### 7.3.2 Ergebnisse der Brandversuche

Abbildung 7.4(a) zeigt die Detektionsstatistik der Rauchereignisse. Von den insgesamt 22 Sequenzen werden 64% korrekt als Rauch detektiert. In Abbildung 7.4(b) sind die Detektionsraten nach Rauchfarbe, direkter Sichtbarkeit der Brandquelle und der Rauchdichte aufgeschlüsselt. Besonders deutlich ist der Unterschied bei verschiedenen Rauchfarben. Sequenzen, die dunklen Rauch enthalten, werden lediglich in 45% der Fälle detektiert, bei hellem Rauch zu 82%. Zudem ergeben sich signifikante Unterschiede abhängig von der Sichtbarkeit der Brandquelle. Ist die Brandquelle selbst sichtbar, kann Rauch zu 73% detektiert werden. Ist lediglich der obere Bereich der Brandquelle sichtbar, sinkt die Detektionsrate auf 43%. Etwas geringer ist der Unterschied anhand der verschiedenen Rauchdichten ausgeprägt. Bei geringen Rauchdichten liegt die Detektionsrate bei 50%, bei hohen Rauchdichten bei 69%.

### 7.3.3 Diskussion der Ergebnisse

Die detaillierte Aufschlüsselung der Detektionsstatistik in Abbildung 7.4(b) zeigt, dass bei dunklen Rauchbereichen die schlechtesten Ergebnisse erzielt werden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass dunkler Rauch schlechtere Reflektionseigenschaften als heller Rauch besitzt. Die Details innerhalb der Rauchsäule sind daher schlechter sichtbar, was die Bewegungsschätzung erschwert und die Alarmgenerierung verhindern kann. In den hier betrachteten Szenen mit ungleichmäßigen Beleuchtungsbedingungen und hohem Dynamikumfang in der Szene kommt dies besonders stark zu tragen.

Im Gegensatz zu den hier durchgeführten Testbränden mit Rauchpatronen dominieren bei Schwelbränden große Rauchpartikel mit hoher Lichtreflektion, was zu hellem Rauch führt. In Bezug auf die in Kapitel 2 definierten Anforderungen ist die Detektion von dunklem Rauch hier nachrangig.

Der weitere deutliche Unterschied ist auf die Sichtbarkeit der Rauchquelle selbst zurückzuführen. Direkt über der Brandquelle sind die Verwirbelungen deutlicher ausgeprägt als in den oberen Abschnitten der Rauchsäule, in denen sich Rauch einer glatten Fläche annähert, wie bereits in Kapitel 4 herausgestellt. Nur durch die Verwirbelungen und visuellen Unstetigkeiten entstehen hingegen ausreichend lokale Kontraste als Ansatz für Bewegungsschätzer. Ist lediglich der obere Bereich der Rauchsäule sichtbar, kann die Rauchbewegung häufig nicht mehr geschätzt werden, was in geringeren Detektionsraten resultiert.

Trotz der zusätzlichen differenzbildbasierten Bewegungsschätzung bleiben die Detektionsraten bei niedriger Rauchdichte geringer als bei hoher Rauchdichte. Details in der Rauchsäule können zwar hervorgehoben werden, bei zu geringen Rauchdichten und damit einhergehenden geringen Rauchdetails ist der Effekt jedoch begrenzt.

### 7.3.4 Auswertung der Robustheit gegenüber Störgrößen

Die Evaluierungsergebnisse der Robustheitstests gegenüber Störgrößen sind in Tabelle 7.3 aufgeführt.

Testdatenbank	$B_{max}/B_G$	$P_{A_1}$	$P_{A_2}$	$P_{A_3}$
Lagerhalle Landwirtschaftsbetrieb	1,46	1,2%	0,6%	0,6%

**Tabelle 7.3:** Evaluierungsdaten der Robustheitstests in der Lagerhalle eines Landwirtschaftsbetriebs.

Im Gegensatz zu den vorher betrachteten Videosequenzen der Vergleichsdatenbank wird in dieser Testdatenbank zu 0,6% die Alarmstufe  $A_3$  erreicht.

In allen Fällen sind die Ventilatoren hierfür die Ursachen. Durch die kontinuierliche Rotation treten regelmäßige Aufwärtsbewegungen auf. Der Fußpunkt dieser Aufwärtsbewegungen ist ortsstabil und kann nicht durch die Verifikation anhand der Gegenseitenanalyse entfernt werden.

Die in diesem Landwirtschaftsbetrieb typischerweise erwarteten Störgrößenobjekte führen nicht zu Fehldetektionen. Sie werden entweder durch die Vorfilterung ausgeschlossen oder vom Verifikationsmodul nicht bestätigt.

Kontinuierliche ortsstabile Aufwärtsbewegungen wie die beiden Ventilatoren können hingegen mit dem in dieser Arbeit vorgestellten Konzept Fehldetektionen erzeugen. Um sie auf algorithmischer Basis zurückzuweisen, muss zusätzliches Szenenwissen mit eingebunden werden. Aus Installationssicht können entsprechende Bereiche mit ortsstabilen Aufwärtsbewegungen vermieden oder ausgeblendet werden.

## 7.4 Vergleich mit Rauchmeldern bei Norm-Testbränden

Um das vorgestellte Konzept des videobasierten Rauchdetektionssystems gegen konventionelle Branddetektionssysteme zu evaluieren, wird auf definierte Testbrände der *DIN*

*EN 54-7* Norm [24] zurückgegriffen. Unter den Testbränden befinden sich zwei Schwelbrände, *TF2*, ein Holzschwelbrand, und *TF3*, ein Schwelbrand von Baumwollfäden. Im verfügbaren Brandraum ist eine Kamera mit dem Abstand  $5m$  zur Brandquelle montiert. Im Brandraum werden photoelektrische Rauchmelder an der laut Norm vorgeschriebenen Position an der Decke montiert. Da bei Schwelbränden die Temperaturen an der Decke typischerweise nicht über  $25^{\circ}C$  steigen und wärmebasierte Meldeverfahren keinen Alarm auslösen, werden sie in dieser Untersuchung nicht mit aufgenommen.

Die Detektionszeiten und die virtuellen Detektionszeiten sind in Tabelle 7.4 angegeben.

Testfeuer	Erlaubte Detektionszeit ( <i>DIN EN 54-7</i> )	Detektionszeit Kamera	Detektionszeit Rauchmelder
<i>TF2</i>	840s	22s	308s
<i>TF3</i>	750s	23s	310s

**Tabelle 7.4:** Detektionszeiten bei den in *DIN EN 54* definierten Rauchsichelbränden *TF2* und *TF3*. Das videobasierte Rauchdetektionssystem löst erheblich schneller Alarm aus als Rauchmelder.

Die Ergebnisse zeigen, dass das videobasierte Rauchdetektionsverfahren die Testbrände erheblich schneller detektiert als der getestete photoelektrische Rauchmelder, auch wenn dessen Detektionszeit deutlich innerhalb der maximal erlaubten Detektionszeit liegt.

## 7.5 Bewertung des Rauchdetektionssystems

Durch die parallele Bewegungsschätzung auf originalbildbasierten und differenzbildbasierten Eingangsdaten mit optimierten Parametern können die Detektionsergebnisse signifikant verbessert werden, besonders bei geringen Rauchdichten und hohen Entfernungen zwischen Kameras und Brandquellen.

Beim Rauchttestdatensatz aus dem Landwirtschaftsbetrieb liegt die Detektionsrate unterhalb der Detektionsrate des Vergleichsdatensatzes. Hierfür sind zwei Hauptursachen festzustellen. Auf der einen Seite ist die Szenenbeleuchtung des Testdatensatzes ungleichmäßiger. Auf der anderen Seite ist in einigen Fällen die Rauchsäule im unteren Bereich über der Brandquelle verdeckt und nur im oberen Bereich sichtbar. Dadurch sind geringere innere Details der Rauchquelle sichtbar. In solchen Fällen können die Anforderungen aus Kapitel 2 mit diesem Verfahren nicht erfüllt werden. Um auch in diesen Fällen Rauch zu detektieren, sollte das videobasierte Branddetektionssystem um ein alternatives Prinzip, das verstärkt Kontrastrückgänge analysiert, ergänzt werden.

Anhand der Testbrände im Brandlabor lässt sich der Anspruch der frühen Branddetektion bestätigen. Videokameras benötigen weniger als 10% der Auslösezeit verglichen mit den getesteten Rauchmeldern.

Störgrößenobjekte werden lediglich als Rauch detektiert, sofern sie ortsstabile kontinuierliche Aufwärtsbewegungen generieren. Bei den getesteten Datenbanken haben lediglich Ventilatoren Falschdetektionen hervorgerufen. Denkbar wären hierfür auch Rolltreppen oder Förderbänder. Aus Installationssicht können solche Fehldetektionen auf triviale Weise durch Ausmaskierungen entfernt werden. Aus algorithmischer Sicht muss weiteres Szenenwissen eingebunden werden, um diese Art der Fehldetektionen zu unterbinden.

In Tabelle 7.5 werden die wesentlichen Erkenntnisse dieses Kapitels anhand der Anforderungen von Kapitel 2 bewertet und mit dem vorgestellten Konzept aus Kapitel 5 verglichen.

Kriterium		Einhaltung der Anforderung
Reichweiten	✓	Deutliche Verbesserung gegenüber dem zuvor vorgestellten Rauchdetektionskonzept. Bis zu 30m Detektion von 94% der Rauchsequenzen.
Rauchdichten	!	Steigerung gegenüber dem bisherigen Konzept durch Erweiterung der differenzbildbasierten Bewegungsschätzung. Die Detektionsraten bei geringer Rauchdichte reichen nicht an die bei hoher Rauchdichte heran. Besonders deutlich ist dies bei Sequenzen im Landwirtschaftsbetrieb. Geringe Rauchdichten fallen mit den Schwierigkeiten ungleichmäßiger Beleuchtungssituationen und Verdeckung der Rauchquellen zusammen.
Detektionszeiten	✓	Die Detektionszeiten können eingehalten werden, sofern Rauch detektiert wird. Verringerung der Detektionszeiten gegenüber dem bisherigen Konzept.
Zurückweisung von Störgrößen	✓	Fehldetektionen an ortsstabilen aufwärts bewegenden Objekten. Mit diesem Verfahren sind diese Fehldetektionen nicht zurückzuweisen. Aus Installationssicht sind Ausblendungen denkbar. Darüber hinaus treten durch die Gegenseitenanalysen keine weiteren Fehldetektionen auf.
Rechenleistung	✓	Echtzeitfähige Auswertung zweier Videos möglich.

**Tabelle 7.5:** Bewertung des erweiterten Rauchdetektionssystems anhand der in Kapitel 2 definierten Anforderungen.



# 8 Resümee

Die zentrale Aufgabenstellung dieser Arbeit bestand in der Untersuchung, wie Rauch mit videobasierten Methoden erfasst werden kann. Hierzu wurde ein Detektionsverfahren für Schwelbrände entwickelt und ausgewertet. Die Rauchdetektion sollte in Distanzen von bis zu  $30m$  möglich sein, um entsprechend große Hallen abdecken zu können. Der Fokus der Entwicklung liegt auf der Detektion in Frühphasen der Rauchentstehung. Das in dieser Arbeit betrachtete Anwendungsfeld sind große Hallen, in denen konventionelle Branddetektionssysteme nicht eingesetzt werden können oder erst in späten Brandphasen einen Alarm auslösen. Um das Forschungsfeld dieser Arbeit einzugrenzen, wurden ruhige Umgebungen ohne Windströmung und gleichmäßiger Szenenbeleuchtung als Nebenbedingungen angenommen.

## 8.1 Zusammenfassung und Ergebnisse

Ein Vergleich verschiedener Merkmale in Kombination mit einer Literaturrecherche führte zu dem Schluss, dass die Bewegung von Rauch das signifikanteste Merkmal unter den definierten Nebenbedingungen ist. Ein Schwerpunkt der Optimierung lag auf der Größenskalierbarkeit der Merkmale. Dabei setzte sich die Bewegungsschätzung besonders von anderen Merkmalen, beispielsweise der Umriss- oder Konturanalyse, ab.

Die Bewegungsinformationen stellen somit das Hauptmerkmal dieser Arbeit dar. Dadurch unterscheidet sich das vorgestellte Rauchdetektionsverfahren von Konzepten anderer Arbeiten, in denen die Bewegungsschätzung lediglich als Nebenbedingung zum Einsatz kommt.

Die Analyse der Strömungsmessungen von Rauch ergab, dass mit videobasierter Bewegungsschätzung die Rauchströmung auch quantitativ in ausreichendem Detailgrad erfasst werden kann. Hierfür wurden die Ergebnisse der Bewegungsschätzung mit einer Berechnung des Strömungsverhaltens und mit Messungen der Aufstiegs geschwindigkeiten verglichen.

In einem ersten Detektionskonzept, das primär auf der Analyse der Aufwärtsströmung von Rauch basiert, konnte das Potenzial der Rauchdetektion auf Basis einer Bewegungsakkumulation demonstriert werden. Störgrößensequenzen wurden zuverlässig zurückgewiesen, dichter Rauch wurde detektiert. Hauptprobleme bei der Rauchdetektion entstanden bei geringen Rauchdichten und hohen Entfernungen von mehr als  $20m$  zwischen Kamera und Brandquelle.

Um die Detektionsraten bei hohen Entfernungen und geringen Rauchdichten zu steigern, wurde die Bewegungsschätzung für die Rauchdetektion optimiert. Zunächst wurden verschiedene Bewegungsschätzer verglichen, um wesentliche Anforderungen an Kantenerhaltung und Glättung abzuleiten. Die besten Ergebnisse konnten mit dem *Brox*-Verfahren erzielt werden. Die Kantenerhaltungsgewichte wurden dabei etwas höher gewählt als von den Entwicklern vorgeschlagen, um zusätzliche Bewegungsinformationen bei geringen Texturen zu erhalten. Bei Vergleichen verschiedener örtlicher und zeitlicher Auflösungen konnten bei einem zeitlichen Abstand der Bilder von  $320ms$  und einer Bewegungsgeschwindigkeit von knapp unter  $1px$  pro Bild für die betrachteten Schwelbrände die besten Ergebnisse erzielt werden. Zur Verbesserung der Detektionsraten bei geringen Rauchdichten wurden verschiedene Möglichkeiten hintergrundsubtrahierender Verfahren analysiert, die Details einer transparenten Vordergrundschicht hervorheben. Bei einer Bewegungsschätzung auf vorzeichenbehafteten Differenzbildern konnten die besten Ergebnisse erreicht, die Detektionsraten signifikant verbessert und die Detektionszeit verkürzt werden. Besonders die Erkenntnisse aus den Anpassungen der Bewegungsschätzung sollten in zukünftigen Arbeiten berücksichtigt werden.

Die optimierten Einstellungen der Bewegungsschätzung wurden in ein erweitertes Rauchdetektionssystem übernommen. Die Bewegungsschätzung wird darin parallel mehrfach durchgeführt, wodurch für verschiedene Entfernungen bei unterschiedlichen Rauchdichten stets eine geeignete Konfiguration verfügbar ist. Die Detektionsraten erhöhten sich gegenüber dem zuvor vorgestellten Konzept erheblich. Bei hohen Kontrastdetails innerhalb der Rauchsäule ist die Detektion zuverlässig möglich.

In weiteren Versuchen auf unbekanntem Testmaterial traten Nichtdetektionen prinzipiell immer dann auf, wenn nur unzureichend innere Details in der Rauchsäule erkannt werden können. Dies konnte besonders auf eine nicht ausreichende Beleuchtungssituation oder eine Verdeckung des unteren Bereichs der Rauchsäule zurückgeführt werden, in der Verwirbelungen in der Rauchsäule einer gleichmäßigen Fläche weichen.

## 8.2 Ausblick

Das in dieser Arbeit vorgestellte Rauchdetektionsverfahren ist auf eine Umgebung beschränkt, in der eine geringe Luftzirkulation, eine gleichmäßige Beleuchtung und ein freier Blick auf potenzielle Brandquellen gewährleistet ist. Besonders die Bewegungsschätzung erfordert einen hohen lokalen Detailgrad innerhalb der Rauchsäule. Dementsprechend lässt sich auch die Leistungsfähigkeit für andere Einsatzszenarien als die betrachteten Industrie- und Lagerhallen ableiten.

Die geringe Luftzirkulation ist eine zentrale Nebenbedingung des hier vorgestellten Systems. Für strömungsreichere Anwendungsfälle kann die Möglichkeit in Betracht gezogen werden, die Windgeschwindigkeit in die Schätzung der erwarteten Strömungsgeschwindigkeit mit einfließen zu lassen. Alternativ können mehrere Auswertesysteme für verschiedene Bewegungsrichtungen parallel betrieben werden.

Für die häufigen Fragestellungen der Waldbrand- oder Verkehrsüberwachung ist eine Berücksichtigung der Windgeschwindigkeiten für die Rauchdetektion erforderlich.

Für die zukünftige Forschung und Entwicklung von videobasierten Rauchdetektionssystemen sind zwei Wege vorstellbar. Dabei besteht die Möglichkeit, verschiedene Algorithmen für die Rauchdetektion zu verbinden oder gleichzeitig parallel zu verarbeiten, um

die vielfältigen visuellen Ausprägungsformen von Rauch zu erfassen und die spezifischen Szenenbedingungen zu berücksichtigen. Das hier vorgestellte bewegungsakkumulierende Rauchdetektionsverfahren kann einen Teil davon, die direkt sichtbaren aufwärts strömenden Rauchsäulen, abdecken. Im Gegensatz dazu konzentrieren sich viele bereits von anderen Forschergruppen vorgestellte energie- oder farbbasierte Verfahren auf die Detektion von Rauch, der langsam den Hintergrund überlagert. Besonders ein sich langsam entwickelnder ambienter Rauch kann damit besser erfasst werden.

Aufgrund der Erfahrungen, die mit dem hier vorgestellten System gemacht wurden und des Vergleichs verschiedener Merkmale ist ein einziger Algorithmus, der die verschiedenen Ausprägungen von Rauch detektieren soll, nicht umsetzbar. Die Kombination verschiedener Verfahren ist für die sichere Rauchdetektion in verschiedenen Umgebungsbedingungen erforderlich.

Neben der Kombination verschiedener Verfahren zeichnet sich in diversen Bildverarbeitungsverfahren eine Fokussierung auf komplexere Verfahren des maschinellen Lernens, beispielsweise Neuronale Netze ab. Um die Leistungsfähigkeit verschiedener Merkmale zu verstehen, wurden solche Verfahren in dieser Arbeit bewusst nicht verwendet. Der Vorteil dieser Verfahren liegt jedoch darin, dass ein hoher Grad an Szenen- und Umgebungsinformationen automatisch mitverarbeitet werden kann. Besonders hinsichtlich der verschiedenen Ausprägungsformen von Bränden kann dies einen erheblichen Mehrwert für die Rauchdetektion bieten. Eine zusätzliche Komplexität entsteht dann in der Generierung und Auswahl der unterschiedlichen Trainingssequenzen.



# A Grundlagen der Bewegungsschätzung

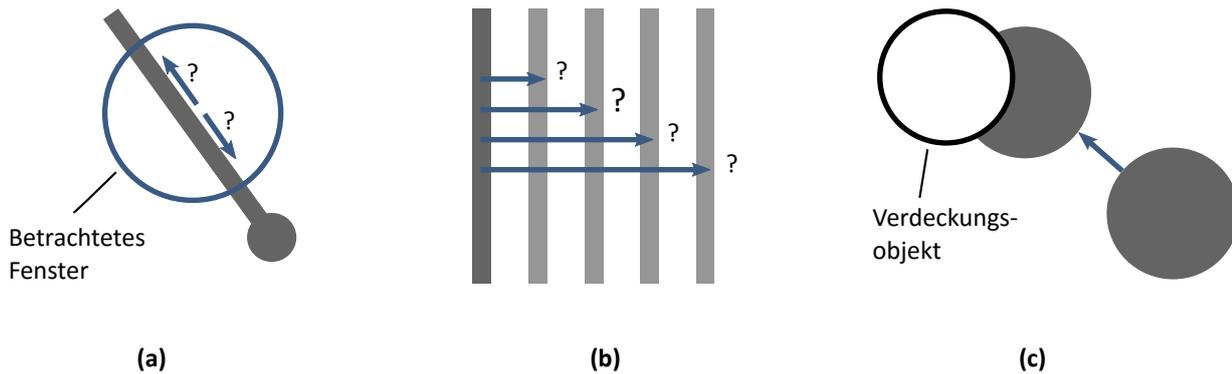
Die Aufwärtsströmung ist eine wesentliche Charakteristik von Rauch, die die in Kapitel 5 und Kapitel 7 vorgestellten Verfahren als Hauptmerkmal benutzen. Hier wird das grundlegende Konzept der Bewegungsschätzung erläutert und verschiedene in dieser Arbeit verwendete Verfahren dargestellt. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Vorstellung der Kernideen der Bewegungsschätzer. Für das genaue Lösungsschema wird auf die jeweiligen Veröffentlichungen verwiesen.

In der häufig zitierten Arbeit *Determining Optical Flow* definieren Berthold Horn und Brian Schunck den *Optischen Fluss* als

„die Geschwindigkeitsverteilung der scheinbaren Bewegung von Intensitätsmustern in einem Bild. Der Optische Fluss ergibt sich durch eine relative Bewegung von Objekten und den Betrachter.“ (Horn und Schunck [39])

Im Unterschied zum allgemeineren Begriff *Bewegungsschätzung* bezieht sich der *Optische Fluss* stets auf das Ergebnis in der 2D-Bildebene. Der optische Fluss benutzt Muster in einem Bild und ist nicht auf spezifische Objekte, beispielsweise Personen, beschränkt.

Bei der Bewegungsschätzung entsteht ein Vektorfeld, das für jeden Bildpunkt oder für besonders charakteristische Bildpunkte eine Bewegungsinformation in der 2D-Bildebene enthält. Die Ermittlung eines Flussfelds basiert auf einem Vergleich aufeinander folgender Bilder. In einem vereinfachten Modell wird dabei untersucht, wie sich Grauwerte und Grauwertunterschiede von einem Bild zum nächsten bewegen. Dies ist im Allgemeinen jedoch nicht eindeutig bestimmbar. Drei potenzielle Schwierigkeiten für die Ermittlung des Bewegungsfeldes sind in Abbildung A.1 visualisiert. Dabei veranschaulicht Abbildung A.1(a) das *Aperturproblem*. Wird nur ein kleiner Bildausschnitt zur Erstellung der Bewegungsinformationen einbezogen, kann im dargestellten Fall nicht ermittelt werden, ob sich die Linie nach links oben oder rechts unten bewegt. Erst eine Vergrößerung des Fensters kann hierüber Aufschluss geben. Abbildung A.1(b) zeigt das *Korrespondenzproblem*. Die dargestellte dunkle Linie des ursprünglichen Bildes muss einer hell dargestellten Linie des Folgebildes zugeordnet werden. Welche Korrespondenz die zutreffende ist, lässt sich aus dem dargestellten Bildbereich nicht ermitteln. Abbildung A.1(c) zeigt ein *Verdeckungsproblem*, bei dem das ursprüngliche Objekt so nicht im Folgebild wiedergefunden wird, da es von einem anderen Objekt verdeckt wird. Eine exakte Berechnung des Bewegungsfeldes



**Abbildung A.1:** Schwierigkeiten bei der Schätzung der Bewegungsinformationen. (a) Aperturproblem, (b) Korrespondenzproblem, (c) Verdeckung.

auf Basis zweier Bilder ist somit nicht möglich. Die Ermittlung eines Bewegungsfeldes wird daher als *Schätzung* bezeichnet.

Die ersten signifikanten Veröffentlichungen zu Verfahren der Bewegungsschätzung sind die Arbeiten von Horn und Schunck [39] sowie Lucas und Kanade [55], beide aus dem Jahr 1981. Verschiedene Ansätze zur Bewegungsschätzung wurden seither entwickelt. Der größte Anteil der Bewegungsschätzer basiert auf *differentiellen* Methoden, bei denen Kostenfunktionen aus Intensitäten, Bildgradienten und Gradienten der Flussfelder gebildet werden. Die Minimierung der Kostenfunktionen liefert das Ergebnis für die Bewegungsschätzung. Da die meisten Bewegungsschätzer auf differentielle Verfahren zurückgehen und in den *OpenCV*- und *CUDA*<sup>18</sup>-Bibliotheken für differentielle Verfahren schnelle Implementierungen für Grafikkarten vorliegen, werden in dieser Arbeit ausschließlich differentielle Verfahren betrachtet.

Neben differentiellen Verfahren basieren einige andere Methoden auf Phasenkorrelationen im Frequenzraum. Eine Phasenverschiebung im Frequenzbereich entspricht einer Translation im Bildbereich. Die Grundlagen für phasenkorrelationsbasierte Bewegungsschätzer wurden bereits im Jahr 1975 von Kuglin und Hines gelegt [48]. Moderne phasenkorrelationsbasierte Verfahren wurden etwa in den Arbeiten [1, 20, 74, 101] vorgestellt.

Zusätzlich sollen an dieser Stelle Blockmatcher und Deskriptormatcher als weitere Ansätze der Bewegungsschätzung aufgeführt werden. Blockmatcher suchen nach annähernd gleichbleibenden Bildblöcken in aufeinander folgenden Bildern. Da für einen gesamten Bildblock lediglich ein Bewegungsvektor benötigt wird, werden blockbasierte Bewegungsschätzer vornehmlich für die Videokompression verwendet. Beim Deskriptormatching hingegen werden lokale Bildmerkmale in den Ausgangsbildern ermittelt und Merkmalskorrespondenzen zwischen den Bildern erstellt. Als Ausgangspunkt für die meisten deskriptorbasierten Bewegungsschätzer dient die von Zabil und Woodfill vorgestellte *Census*-Transformation [107]. Darauf basierende Bewegungsschätzer wurden etwa in den Arbeiten [37, 79, 86] vorgestellt.

Im folgenden Abschnitt A.1 wird mit dem *Horn-Schunck*-Verfahren der Ausgangspunkt für differentielle Bewegungsschätzer beschrieben. Abschnitt A.2 erläutert die Probleme, die das *Horn-Schunck*-Verfahren mit sich bringt und verdeutlicht die Theorie für eine robuste Bewegungsschätzung. In den Abschnitten A.3 und A.4 werden mit den *Brox*- und *TVL1*-Verfahren zwei robuste Verfahren zur Bewegungsschätzung näher betrachtet. Die

<sup>18</sup> *CUDA*: Programmierertechnik zur Durchführung von Berechnungen auf Nvidia Grafikprozessoren.

Abschnitte A.5 und A.6 stellen mit dem *Lucas-Kanade*- und dem *Simple-Flow*-Verfahren zwei lokale Ansätze zur Bewegungsschätzung vor.

## A.1 Horn-Schunck-Verfahren als Ausgangspunkt differentieller Verfahren

Der Ausgangspunkt vieler Verfahren für die Schätzung des Bewegungsfelds ist, dass die Intensitäten bewegender Bildpunkte innerhalb eines kurzen Zeitraums konstant bleiben. So wird der Zusammenhang

$$I(\mathbf{x}, t) \approx I(\mathbf{x} + \delta\mathbf{x}, t + \delta t) \quad (\text{A.1})$$

definiert [7]. Dabei beschreiben die Elemente  $\delta\mathbf{x}$  und  $\delta t$  den lokalen und zeitlichen Versatz des Bildpunkts  $\mathbf{x}$ . Bei der Bewegungsschätzung wird die Annahme getroffen, dass die Intensität der bewegten Bildpunkte erhalten bleibt, wodurch die Kontinuitätsgleichung

$$0 = \nabla I \cdot \mathbf{u} + I_t \quad (\text{A.2})$$

definiert wird [7]. Dabei beschreibt  $\mathbf{u} = (u_1, u_2)$  das Bewegungsfeld der Bildpunkte. Bei der Kontinuitätsgleichung handelt es sich um ein unterbestimmtes Gleichungssystem, das nicht eindeutig lösbar ist. Lediglich die Bewegungskomponente in Richtung des lokalen Bildgradienten kann ermittelt werden. Dies wird als *Aperturproblem* bezeichnet [7]. Für die Bewegungsschätzung werden daher zusätzliche Bedingungen gestellt, wofür in verschiedenen Verfahren unterschiedliche Strategien gewählt werden. Die zusätzlichen Bedingungen beziehen sich in der Regel auf die Erhaltung von Bildnachbarschaften und gleichmäßigen Bewegungen innerhalb von Bildnachbarschaften [59].

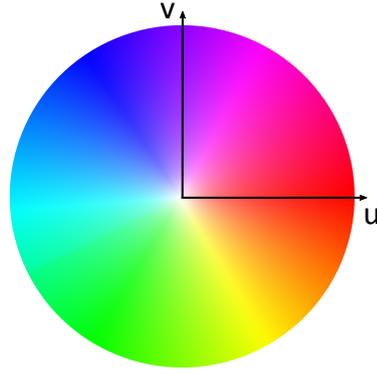
Das *Horn-Schunck*-Verfahren bildet den Ausgangspunkt für viele Weiterentwicklungen differentieller Bewegungsschätzer. Als Referenzversion wird es auch in dieser Untersuchung betrachtet. Neben dem in Gleichung A.2 aufgeführten Kontinuitätskriterium stellt das Verfahren die zweite Bedingung, dass innerhalb des Bewegungsfelds keine starken Winkel- oder Intensitätssprünge auftreten, das Bewegungsfeld also möglichst *glatt* ist. Die Glattheitsbedingung ist dadurch definiert, dass die quadrierten Gradienten des Bewegungsfelds minimiert werden sollen [39]. Durch Zusammenfügen der Kriterien für die Intensitätserhaltung und der Glattheit des Bewegungsfelds wird die Kostenfunktion

$$E_{HS}(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} [(\nabla I \cdot \mathbf{u} + I_t)^2 + \alpha (\|\nabla u_1\|^2 + \|\nabla u_2\|^2)] \quad (\text{A.3})$$

definiert. Dabei lässt sich mit dem Faktor  $\alpha$  das Glättungsverhalten variieren. Hohe Werte für  $\alpha$  führen zu einem glatterem Flussfeld. Unter Benutzung der Variationsrechnung erhält man das Gleichungssystem

$$I_x^2 u_1 + I_x I_y u_2 = \alpha^2 \nabla^2 u_1 - I_x I_t, \quad (\text{A.4})$$

$$I_x I_y u_1 + I_y^2 u_2 = \alpha^2 \nabla^2 u_2 - I_y I_t, \quad (\text{A.5})$$



**Abbildung A.2:** Farbkodierung der Bewegung. Der Farbton beinhaltet die Information der Bewegungsrichtung, die Farbsättigung die der Geschwindigkeit.

dessen Lösung die stationären Punkte von  $E_{HS}(\mathbf{u})$  liefert. Dabei wird  $\nabla^2 u$  angenähert durch

$$\begin{aligned}\nabla^2 u &\approx \bar{u} - u \\ &= \mathcal{L} * u\end{aligned}\tag{A.6}$$

mit der Laplacematrix

$$\mathcal{L} = \begin{pmatrix} 1/12 & 1/6 & 1/12 \\ 1/6 & -1 & 1/6 \\ 1/12 & 1/6 & 1/12 \end{pmatrix}.\tag{A.7}$$

Daraus ergeben sich die Gleichungen

$$(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2)(u_1 - \bar{u}_1) = -I_x(I_x \bar{u}_1 + I_y \bar{u}_2 + I_t),\tag{A.8}$$

$$(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2)(u_2 - \bar{u}_2) = -I_y(I_x \bar{u}_1 + I_y \bar{u}_2 + I_t),\tag{A.9}$$

die schrittweise nach  $u_1$  und  $u_2$  mit dem Jakobi-Verfahren

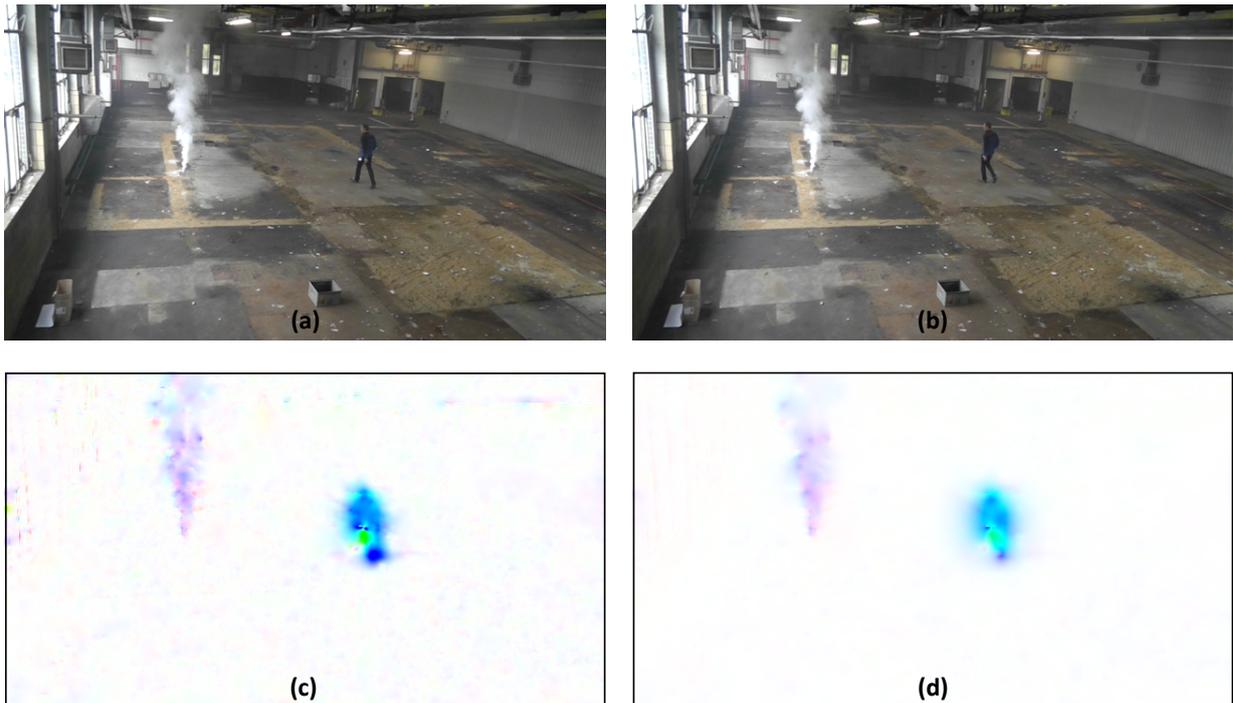
$$u_1^{n+1} = \bar{u}_1^n - I_x \frac{I_x \bar{u}_1^n + I_y \bar{u}_2^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2},\tag{A.10}$$

$$u_2^{n+1} = \bar{u}_2^n - I_y \frac{I_x \bar{u}_1^n + I_y \bar{u}_2^n + I_t}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2}\tag{A.11}$$

gelöst werden.

Beim *Horn-Schunck*-Verfahren werden die Bewegungsinformationen für alle Bildpunkte gleichzeitig geschätzt. Das Verfahren wird dementsprechend als *globales* Verfahren bezeichnet.

Für die Visualisierung des optischen Flusses wird die in Abbildung A.2 dargestellte Farbkodierung verwendet. Dabei beschreibt der Farbton die Richtung der Bewegung und die Farbsättigung die Bewegungsgeschwindigkeit. Ein Hintergrund ohne Bildbewegung wird weiß dargestellt, eine aufwärtsgerichtete Bewegung violett.



**Abbildung A.3:** Einfluss des Glättungsfaktors  $\alpha$  auf das Bewegungsfeld. (a) und (b): Eingangsbilder für die Bewegungsschätzung, (c) und (d): optischer Fluss mit den Glättungsfaktoren  $\alpha = 0,05$  und  $\alpha = 0,4$ . Ein hoher Glättungsfaktor reduziert das Rauschen. Jedoch werden Objekte an Objektgrenzen unscharf abgebildet.

Der Einfluss des Glättungsfaktors  $\alpha$  ist in Abbildung A.3 verdeutlicht. Die Abbildungen A.3(a) und A.3(b) zeigen eine exemplarische Bildsequenz und die Abbildungen A.3(c) und A.3(d) die zugehörigen optischen Flussfelder bei unterschiedlich starker Glättung.

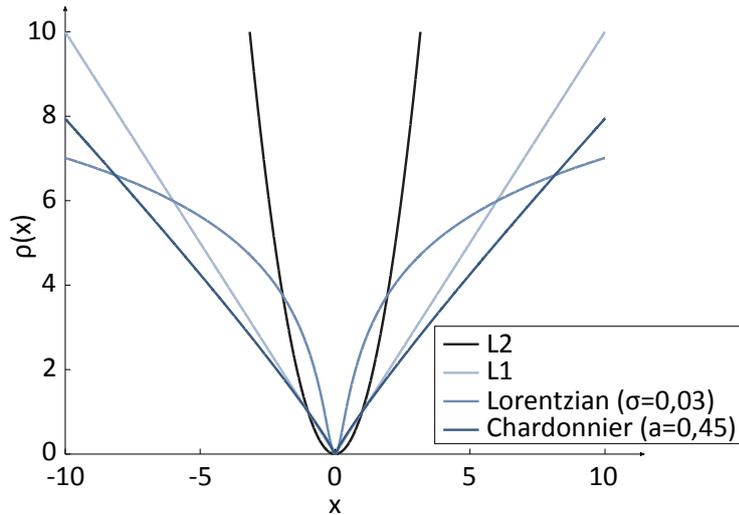
Ein hoher Glättungsfaktor führt zu glatteren Übergängen an Objektgrenzen, während ein geringerer Glättungsfaktor die Objektgrenzen zwar besser erhält, aber zu einem höheren Rauschen im Bewegungsfeld führt.

## A.2 Robuste differentielle Bewegungsschätzung

In der Weiterentwicklung der Bewegungsschätzung werden zwei zentrale Anforderungen gestellt:

- Objektkanten sollen im Bewegungsfeld erhalten bleiben.
- Innerhalb von Objekten soll das Bewegungsfeld glatt sein.

Wie aus Abbildung A.3 hervorgeht werden beim *Horn-Schunck*-Verfahren nicht beide Anforderungen gleichzeitig erfüllt. Dies ist dadurch zu begründen, dass Gradienten im Bewegungsfeld quadriert ins Fehlermaß  $E_{HS}(\mathbf{u})$  eingehen. Hohe Gradienten  $\nabla u_1, \nabla u_2$  erhalten in Gleichung A.3 hohe Kosten für  $E_{HS}(\mathbf{u})$ . Bei der Minimierung von  $E_{HS}(\mathbf{u})$  werden stattdessen niedrigere Gradienten ermittelt, wodurch im Flussfeld über Objektkanten hinweggeglättet wird. Anstatt einer quadratischen  $L^2$ -Kostenfunktion wurden seit der ursprünglichen Formulierung verschiedene *robuste* Kostenfunktionen angewandt, die Abweichungen



**Abbildung A.4:** Verschiedene Kostenfunktionen  $\rho(x)$ . Angelehnt an [87].

im Flussfeld weniger stark bestrafen [8]. Häufig wird als erster Schritt anstatt der  $L^2$ -Norm die  $L^1$ -Norm verwendet [84, 108] oder durch die differenzierbare Kostenfunktion nach *Charbonnier*

$$\rho(x) = (x^2 + \epsilon^2)^a \quad (\text{A.12})$$

angenähert [12, 87]. Dabei ist  $\epsilon$  ein Koeffizient, der dafür sorgt, dass  $\rho(x)$  differenzierbar bleibt und  $a$  ein Exponent  $< 1$ . Auch weitere Kostenfunktionen werden für die Bewegungsschätzung untersucht, beispielsweise die *Lorentzian*-Funktion [8, 9, 78, 87]

$$\rho(x) = \log \left( 1 + \frac{x^2}{2\sigma^2} \right). \quad (\text{A.13})$$

Für eine weitergehende Untersuchung verschiedener Kostenfunktionen für die Bewegungsschätzung wird auf die Arbeiten von Black et al. und Sun et al. [8, 9, 87] verwiesen.

Abbildung A.4 visualisiert die verschiedenen Kostenfunktionen  $\rho(x)$  und verdeutlicht die geringere Robustheit der  $L^2$ -Norm gegenüber den anderen Kostenfunktionen. An dieser Stelle wird auch auf Kapitel 6 verwiesen, das darstellt, wie sich die Flussfelder bei der Verwendung verschiedener Kostenfunktionen unterscheiden.

### A.3 Brox-Verfahren

Als erstes robustes Verfahren wird der von Brox et al. [12] vorgestellte Bewegungsschätzer untersucht. Als zusätzliches Kriterium gegenüber dem *Horn-Schunck*-Verfahren soll die Robustheit gegenüber Beleuchtungsänderungen erhöht werden. Dafür wird neben der Bedingung der Erhaltung von Intensitäten (Gleichung A.1) auch gefordert, dass die Bildgradienten gemäß

$$\nabla I(\mathbf{x}, t) = \nabla I(\mathbf{x} + \mathbf{u}, t) \quad (\text{A.14})$$

erhalten bleiben. Die Erhaltung der Bildgradienten eignet sich besonders zur Ermittlung translatorischer Bewegungen, während die Intensitätserhaltung die Bewegungsschätzung bei komplexeren Bewegungen ermöglicht [12].

Aus der Kombination der Erhaltungsgleichungen für Intensitäten A.1 und Gradienten A.14 definieren Brox et al. die Kostenfunktion

$$E_D(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \Psi (|I(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - I(\mathbf{u})|^2 + \gamma |\nabla I(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - \nabla I(\mathbf{u})|^2) \mathbf{d}\mathbf{x}. \quad (\text{A.15})$$

Dabei stellt  $\gamma$  den Gewichtungsfaktor zwischen Intensitätserhaltung und Gradientenerhaltung dar.

Neben dem Datenterm  $E_D(\mathbf{u})$  wird ein zusätzlicher Glattheitsterm

$$E_S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \xi (|\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2) \mathbf{d}\mathbf{x} \quad (\text{A.16})$$

definiert. Als Kostenfunktion wird eine an eine  $L^1$ -Norm angenäherte *Chardonnier*-Funktion

$$\xi(s^2) = \sqrt{s^2 + e^2} \quad (\text{A.17})$$

mit  $e < 1$  verwendet.

Die abschließende Kostenfunktion setzt sich gemäß

$$E_{\text{Brox}}(\mathbf{u}) = E_D(\mathbf{u}) + \alpha E_S(\mathbf{u}) \quad (\text{A.18})$$

zusammen, wobei  $\alpha$  ein Maß für die Glattheit des Flussfeldes ist.  $E_{\text{Brox}}$  ist stetig differenzierbar und ermöglicht eine konvexe Optimierung.

Wie auch beim *Horn-Schunck*-Verfahren erstellen Brox et al. eine Euler-Lagrange-Darstellung der Gleichung A.18. Für dessen numerische Lösung wird auf die ursprüngliche Veröffentlichung [12] verwiesen.

## A.4 TVL1-Verfahren

Im Gegensatz zum *Brox*-Verfahren wird bei dem von Zach et al. vorgestellten Verfahren [108] die  $L^1$ -Norm nicht durch eine differenzierbare Funktion angenähert. Vielmehr stellen Zach et al. ein duales Optimierungsverfahren vor, welches das  $L^1$ -Minimierungskriterium direkt löst.

Zunächst wird im Verfahren von Zach et al. die Kontinuitätsgleichung A.2 durch die nichtlineare, zeitdiskrete Darstellung

$$I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - I_0(\mathbf{x}) = 0 \quad (\text{A.19})$$

ersetzt und linearisiert durch die Taylorreihe erster Ordnung

$$\rho(\mathbf{u}) = \nabla I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}^0) \cdot (\mathbf{u} - \mathbf{u}^0) + I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}^0) - I_0(\mathbf{x}) = 0. \quad (\text{A.20})$$

Die Kostenfunktion ist daraufhin durch

$$E_{L1}(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} [\lambda |\rho(\mathbf{u})| + |\nabla u_1| + |\nabla u_2|] \quad (\text{A.21})$$

definiert. Obwohl die Gleichung A.21 gegenüber Gleichung A.3 zunächst nur geringfügig verändert erscheint, ist die Minimierung  $E_{L1}(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  mit einem erheblich höheren Aufwand verbunden, da  $E_{L1}$  nicht stetig differenzierbar ist.

Zach et al. [108] überführen Gleichung A.21 unter Benutzung einer Hilfsvariable  $\mathbf{v}$  zu

$$E_{\theta}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \int_{\Omega} |\nabla u_1| + |\nabla u_2| + \frac{1}{2\theta} |\mathbf{u} - \mathbf{v}| + \lambda |\rho(\mathbf{u})|. \quad (\text{A.22})$$

Auf den ersten Blick erscheint die Einführung einer weiteren Variablen die Minimierung zu erschweren. Jedoch ist durch die Einführung von  $\mathbf{v}$  eine abwechselnde Minimierung von  $\mathbf{u}$  und  $\mathbf{v}$  möglich [84, 108].

1. Dabei wird im ersten Schritt  $\mathbf{v}$  konstant gehalten und

$$\int_{\Omega} |\nabla u_1| + |\nabla u_2| + \frac{1}{2\theta} |\mathbf{u} - \mathbf{v}|^2 \quad (\text{A.23})$$

unter der Verwendung des Verfahrens von Chambolle [17] für  $\mathbf{u}$  minimiert.

2. Im zweiten Schritt wird  $\mathbf{u}$  konstant gehalten und

$$\int_{\Omega} \frac{1}{2\theta} |\mathbf{u} - \mathbf{v}|^2 + \lambda |\rho(\mathbf{v})| \quad (\text{A.24})$$

für  $\mathbf{v}$  minimiert. Dieses Minimierungsproblem hängt nicht von lokalen Gradienten von  $\mathbf{v}$  ab und kann schrittweise gelöst werden.

Für die umfassende Darstellung der Theorie des dualitätsbasierten Optimierungsverfahrens wird auf die Publikationen von Zach et al. [84, 108] verwiesen. In der Arbeit von Sanchez et al. [84] wird der umgesetzte Algorithmus mit den dafür verwendeten Parametern im Detail vorgestellt.

## A.5 Lucas-Kanade-Verfahren

Der Ansatz des Verfahrens, das von Lucas und Kanade [54, 55] vorgestellt wurde, unterscheidet sich grundlegend von den Verfahren *Horn-Schunck*, *TVL1* und *Brox*. Im Gegensatz zu diesen Verfahren werden die Bewegungsvektoren nicht gleichzeitig für alle Bildpunkte, also *global*, geschätzt. Beim *Lucas-Kanade*-Verfahren wird die Bewegung separat für einzelne Bildpunkte ermittelt. Dabei wird angenommen, dass innerhalb kleiner Bildbereiche die Nachbarschaften der Bildpunkte erhalten bleiben und konstante Bewegungsvektoren auftreten. Das *Lucas-Kanade*-Verfahren und dessen Weiterentwicklungen werden demzufolge als *lokale* Verfahren bezeichnet [7].

Der Ausgangspunkt des *Lucas-Kanade*-Verfahrens ist die blockweise Auswertung der Kontinuitätsgleichung (A.2), die in das Gleichungssystem

$$\underbrace{\begin{pmatrix} I_x(\mathbf{x}_1) & I_y(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(\mathbf{x}_n) & I_y(\mathbf{x}_n) \end{pmatrix}}_A \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix}}_{\mathbf{u}} = \underbrace{\begin{pmatrix} -I_t(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ -I_t(\mathbf{x}_n) \end{pmatrix}}_{\mathbf{b}} \quad (\text{A.25})$$

umgewandelt wird [77]. Dabei beschreiben  $\mathbf{x}_1$  bis  $\mathbf{x}_n$  die im Fenster  $\omega$  auszuwertenden Bildpunkte. Schon bei einer Fenstergröße von 3 ist das Gleichungssystem A.25 überbestimmt und kann nicht mehr eindeutig gelöst werden. Stattdessen wird mithilfe der *Methode der kleinsten Quadrate* gemäß

$$A^T A \mathbf{u} = A^T \mathbf{b}, \quad (\text{A.26})$$

$$\mathbf{u} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b} \quad (\text{A.27})$$

eine Lösung für  $\mathbf{u}$  ermittelt.

Nach Gleichung A.25 sind alle Pixel innerhalb des Fensters  $\omega$  gleich gewichtet. Eine Verbesserung des Systems besteht darin, Bildpunkten, die eine höhere Entfernung zum zentralen Bildpunkt des Fensters besitzen, einen geringeren Einfluss auf die Lösung zu gewähren als Bildpunkten, die sich näher am Zentrum befinden. Gleichung A.25 wird zu

$$W_{LC}^2 A \mathbf{u} = W_{LC}^2 \mathbf{b} \quad (\text{A.28})$$

abgeändert. Die diagonale Matrix  $W_{LC}$  beinhaltet die Gewichtungsfaktoren  $w(\mathbf{x}_1)$  bis  $w(\mathbf{x}_n)$  [5]. Gleichung A.28 kann analog zu Gleichung A.25 und A.26 durch die Methode der kleinsten Quadrate gelöst werden.

Der benötigte Rechenaufwand zur Bewegungsschätzung kann beim *Lucas-Kanade-Verfahren* erheblich reduziert werden, indem die Bewegungsschätzung nicht für jeden Bildpunkt durchgeführt wird, sondern lediglich für solche mit markanten Eigenschaften, etwa Ecken und Kanten mit hohen Bildgradienten. Diese zeichnen sich dadurch aus, dass die zugehörige  $2 \times 2$ -Matrix  $A^T A$  hohe Eigenwerte besitzt. Liegt einer oder beide der Eigenwerte  $\lambda_1$  und  $\lambda_2$  unter einer festzulegenden Grenze, wird für die entsprechende Bildposition kein Bewegungsvektor ermittelt. Insbesondere Bildregionen mit gleichmäßigen Intensitätswerten können somit von der Berechnung ausgeschlossen werden. Das Flussfeld wird dann nicht mehr als *dense* (dicht), sondern als *sparse* (dünn) bezeichnet.

In dieser Arbeit wird ein *dense-Verfahren* des *Lucas-Kanade-Algorithmus* verwendet, um Vergleiche zu den in Abschnitt A.1 bis A.4 vorgestellten Bewegungsschätzern zu ermöglichen.

## A.6 Simple-Flow-Verfahren

Beim von Tao et al. vorgestellten *Simple-Flow-Verfahren* [88] handelt es sich um ein modernes Verfahren zur Bewegungsschätzung, das wie auch das *Lucas-Kanade-Verfahren* auf einer lokalen Optimierungsstrategie beruht.

Der Ausgangspunkt des Simple-Flow-Verfahrens besteht in der Bildung einer Kostenfunktion

$$e(x, y, u, v) = \|F_t(x, y) - F_{t+1}(x + u, y + v)\|. \quad (\text{A.29})$$

Dabei beschreibt  $F_t$  das Bild zum Zeitpunkt  $t$ . Der Bewegungsvektor  $u_0, v_0$  zu den Ausgangspunkten  $x_0, y_0$  wird gemäß

$$(u_0, v_0) = \arg \min_{u, v \in \Omega} \prod_{x, y \in \mathcal{N}_t} e(x, y, u, v) \quad (\text{A.30})$$

ermittelt. Dabei beschreibt  $\Omega$  die Menge der möglichen Vektoren  $(u_0, v_0)$  und  $\mathcal{N}_t$  den Suchbereich für  $(x, y)$ . Zwischen den Unbekannten der Gleichung A.30 besteht kein direkter Zusammenhang, wodurch die Lösung für verschiedene Bildpunkte unabhängig voneinander durchgeführt werden kann.

Zur Glättung des Flussfeldes wird die Kostenfunktion A.29 durch die Gewichtungsfaktoren  $w_d$  und  $w_c$  zu

$$E(x_0, y_0, u, v) = \sum_{x, y \in \mathcal{N}_t} w_d w_c e(x, y, u, v) \quad (\text{A.31})$$

modifiziert. Dabei beschreibt der Faktor

$$w_d = \exp\left(-\frac{\|(x_0, y_0) - (x, y)\|^2}{2\sigma_d}\right) \quad (\text{A.32})$$

die Distanz zwischen dem Ausgangspunkt  $x_0, y_0$  und dem jeweiligen Bildpunkt im Suchbereich. Der Faktor

$$w_c = \exp\left(-\frac{\|F(x_0, y_0) - F(x, y)\|^2}{2\sigma_c}\right) \quad (\text{A.33})$$

bildet den Intensitätsunterschied zwischen dem Ausgangsbildpunkt und dem jeweiligen Bildpunkt im Suchbereich ab.  $\sigma_d$  und  $\sigma_c$  sind die Standardabweichungen der Distanzen und der Intensitätswerte der Bildpunkte im Suchbereich.

Die Lösung der Minimierungskriterien ist beim *Simple-Flow*-Verfahren durch die exponentiellen Faktoren erheblich komplexer als bei den anderen Verfahren. Die Rechenzeit ist deshalb entsprechend höher.

---

## Anhang B

---

# B Evaluierungsergebnisse der Vergleichsdatenbank

Die folgende Tabelle zeigt die Eigenschaften der Testsequenzen und die Detektionszeiten der in Kapitel 5 und Kapitel 7 vorgestellten Detektionsverfahren. Für den Brandort werden die Abkürzungen *F* für *Flughafenhangar* und *I* für *Industriehalle* benutzt.

Nr.	Ort	Brandquelle	Dichte	$d_n$	$T_A$ Kapitel 5	$T_A$ Kapitel 7
1	F	Generator	hoch	15m	$\infty$	$\infty$
2	F	Generator	hoch	16m	28s	26s
3	F	Generator	hoch	16m	43s	14s
4	F	Generator	hoch	16m	15s	17s
5	F	Generator	hoch	16m	19s	29s
6	F	Generator	hoch	10m	17s	20s
7	F	Generator	hoch	6m	19s	$\infty$
8	I	Patrone	hoch	31m	$\infty$	18s
9	I	Patrone	hoch	25m	$\infty$	25s
10	I	Patrone	hoch	22m	23s	20s
11	I	Holz	gering	8m	$\infty$	$\infty$
12	I	Holz	gering	11m	$\infty$	124s
13	I	Patrone	gering	14m	$\infty$	$\infty$
14	I	Patrone	gering	5m	$\infty$	$\infty$
15	I	Patrone	gering	8m	$\infty$	$\infty$
16	I	Patrone	gering	8m	$\infty$	$\infty$
17	I	Patrone	gering	11m	$\infty$	$\infty$
18	I	Patrone	gering	11m	$\infty$	$\infty$
19	I	Holz	gering	14m	66s	49s
20	I	Holz	gering	14m	66s	37s

Nr.	Ort	Brandquelle	Dichte	$d_n$	$T_A$ Kapitel 5	$T_A$ Kapitel 7
21	I	Holz	gering	16m	118s	107s
22	I	Holz	hoch	16m	40s	36s
23	I	Holz	gering	10m	89s	89s
24	I	Holz	hoch	10m	31s	23s
25	I	Holz	gering	22m	15s	13s
26	I	Holz	gering	8m	78s	76s
27	I	Holz	hoch	8m	63s	70s
28	I	Holz	gering	27m	44s	29s
29	I	Holz	hoch	27m	33s	54s
30	I	Paper	gering	16m	31s	21s
31	I	Patrone	hoch	16m	19s	15s
32	I	Paper	hoch	14m	26s	26s
33	I	Patrone	hoch	14m	18s	15s
34	I	Paper	gering	5m	$\infty$	73s
35	I	Patrone	hoch	5m	17s	17s
36	I	Paper	gering	16m	69s	61s
37	I	Patrone	hoch	16m	25s	76s
38	I	Paper	gering	10m	29s	19s
39	I	Patrone	hoch	10m	20s	21s
40	I	Paper	hoch	12m	19s	19s
41	I	Patrone	hoch	12m	19s	18s
42	I	Paper	gering	8m	24s	29s
43	I	Paper	gering	27m	60s	33s
44	I	Patrone	hoch	27m	21s	22s
45	I	Patrone	hoch	10m	24s	22s
46	I	Patrone	hoch	5m	22s	24s
47	I	Patrone	hoch	20m	$\infty$	57s

**Tabelle B.1:** Beschreibung der Sequenzen des Vergleichsdatensatzes und der Alarmzeiten  $T_A$  für das Rauchdetektionskonzept und das erweiterte Rauchdetektionsverfahren. F: Flughafenhangar, I: Industriehalle

---

## Anhang C

# C Ergebnisse der Optimierungen

In diesem Teil sind die Detailergebnisse der Optimierung der Bewegungsschätzer aufgelistet.

- Dabei zeigt Tabelle C.1 die Rauch- und Störgrößenergebnisse verschiedener Bewegungsschätzer und verschiedener Parametrierungen.
- Tabelle C.2 und Tabelle C.3 zeigen die Ergebnisse für Entfernungen  $d_n > 20m$  und  $d_n \leq 20m$ .
- Tabelle C.4 zeigt die Ergebnisse für geringe Rauchdichten.

Maß	<i>A.1</i>	<i>A.2</i>	<i>B.1</i>	<i>B.2</i>	<i>B.3</i>	<i>C.1</i>	<i>C.2</i>	<i>C.3</i>	<i>D.1</i>
$\bar{Q}_{A,\text{Rauch}}$	65	71	67	69	71	67	68	65	66
$1 - \bar{Q}_{A,\text{Störgr.}}$	65	59	77	74	74	64	64	66	67
$\bar{P}_{A_1,\text{Rauch}}$	36	44	35	40	43	38	40	36	33
$1 - \bar{P}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	98	100	100	100	100	100	100	100
$\text{TPR}_{A_3,\text{Rauch}}$	63	69	66	69	72	66	69	69	66
$1 - \text{FNR}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	70	100	100	100	100	100	100	90
<i>R</i>	67	68	70	71	72	67	68	67	67
<i>W</i>	81	69	83	84	86	83	84	84	78
Rang	7	9	5	2	1	6	3	4	8

**Tabelle C.1:** Evaluierungsmaßzahlen des Vergleichs der Rauchdetektion bei verschiedenen Bewegungsschätzern und Parametrierungen. Alle Angaben in %, mit Ausnahme des Rangs.

Maß	360p 160ms	360p 240ms	360p 320ms	360p 480ms	360p 640ms	720p 160ms	720p 320ms	1080p 160ms	1080p 320ms
$\bar{Q}_{A,\text{Rauch}}$	64	73	75	76	72	65	70	66	69
$1 - \bar{Q}_{A,\text{Störgr.}}$	70	72	73	73	72	73	74	73	75
$\bar{P}_{A_1,\text{Rauch}}$	40	49	50	48	40	41	43	38	39
$1 - \bar{P}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	100	100	100	100	100	100	100
$\text{TPR}_{A_3,\text{Rauch}}$	69	83	83	79	69	66	69	72	69
$1 - \text{FNR}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	100	100	100	100	100	100	100
$R$	69	73	75	74	71	70	72	69	71
$W$	84	91	91	90	84	83	84	86	84
Rang	8	2	1	3	6	9	5	4	7

**Tabelle C.2:** Evaluierungsmaßzahlen der Optimierung der Rauchdetektion bei Entfernungen  $d_n > 20m$ . Alle Angaben in %, mit Ausnahme des Rangs.

Maß	180p 160ms	180p 360ms	270p 160ms	270p 320ms	360p 160ms	360p 320ms
$\bar{Q}_{A,\text{Rauch}}$	75	80	72	79	71	77
$1 - \bar{Q}_{A,\text{Störgr.}}$	71	76	75	76	76	79
$\bar{P}_{A_1,\text{Rauch}}$	47	55	43	49	36	41
$1 - \bar{P}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	100	100	100	100
$\text{TPR}_{A_3,\text{Rauch}}$	92	96	92	92	75	83
$1 - \text{FNR}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	100	100	100	100
$R$	73	78	72	76	71	74
$W$	96	98	96	96	88	92
Rang	3	1	4	2	6	5

**Tabelle C.3:** Evaluierungsmaßzahlen der Optimierung der Rauchdetektion bei Entfernungen  $d_n = 5m - 20m$ . Alle Angaben in %, mit Ausnahme des Rangs.

Maß	Orig	HG Abs	HG VZ	Diff Abs	Diff VZ
$\bar{Q}_{A,\text{Rauch}}$	52	54	59	36	63
$1 - \bar{Q}_{A,\text{Störgr.}}$	74	80	73	75	74
$\bar{P}_{A_1,\text{Rauch}}$	18	25	32	1	35
$1 - \bar{P}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	99	100	100
$\text{TPR}_{A_3,\text{Rauch}}$	33	39	39	0	44
$1 - \text{FNR}_{A_1,\text{Störgr.}}$	100	100	100	100	100
$R$	61	65	66	53	68
$W$	67	69	69	50	72
Rang	4	3	2	5	1

**Tabelle C.4:** Evaluierungsmaßzahlen der Optimierung der Rauchdetektion für geringe Rauchdichten. Alle Angaben in %, mit Ausnahme des Rangs. HG: Hintergrundmodell, Diff: Differenzbilder, Abs: vorzeichenlose Eingangsbilder, VZ: vorzeichenbehaftete Eingangsbilder.



---

# Literaturverzeichnis

- [1] ALBA, A., E. ARCE-SANTANA und M. RIVERA: *Optical Flow Estimation with Prior Models Obtained from Phase Correlation*. In: *Advances in Visual Computing*, Bd. 6453 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 417–426, 2010.
- [2] ALEJANDRO, O.-B., M.-G. LEONARDO, S.-P. GABRIEL, T.-M. KARINA und N.-M. MARIKO: *Improvement of a Video Smoke Detection Based on Accumulative Motion Orientation Model*. In: *IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference*, S. 126–130, 2011.
- [3] AVGERINAKIS, K., A. BRIASSOULI und I. KOMPATSIARIS: *Smoke Detection using Temporal HOGHOF Descriptors and Energy Color Statistics from Video*. In: <http://www.demcare.eu/downloads/smokedet.pdf> (eingesehen am 07.10.2016), 2012.
- [4] BAKER, S., D. SCHARSTEIN, J. P. LEWIS, S. ROTH, M. J. BLACK und R. SZELISKI: *A Database and Evaluation Methodology for Optical Flow*. In: *11th IEEE International Journal of Computer Vision*, Bd. 92(1), S. 1–31, 2011.
- [5] BARRON, J., D. FLEET und S. BEAUCHEMIN: *Performance of Optical Flow Technique*. In: *International Journal of Computer Vision*, Bd. 12(1), S. 43–77, 1994.
- [6] BATCHELOR, G.: *The Theory of Homogeneous Turbulence*. Cambridge Science Classics. The Syndics of the Cambridge University Press, 1953.
- [7] BEAUCHEMIN, S. S. und J. L. BARRON: *The Computation of Optical Flow*. In: *ACM Computing Surveys*, Bd. 27(3), S. 433–466, 1995.
- [8] BLACK, J.: *Robust Incremental Optical Flow*. Dissertation, Yale University, Faculty of the Graduate School, 1992.
- [9] BLACK, M. J. und P. ANANDAN: *The Robust Estimation of Multiple Motions: Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields*. In: *Computer Vision and Image Understanding*, Bd. 63(1), S. 75–104, 1996.
- [10] BOGUSH, R. und N. BROVO: *An Efficient Smoke Detection Algorithm for Video Surveillance System Based on Optical Flow*. [http://www.psu.by/images/stories/fit/personal/bogush/84\\_prip\\_2011.pdf](http://www.psu.by/images/stories/fit/personal/bogush/84_prip_2011.pdf) (eingesehen am 7.10.2016), 2012.
- [11] BORGES, P. und E. IZQUIERDO: *A Probabilistic Approach for Vision-Based Fire Detection in Videos*. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Bd. 20(5), S. 721–731, 2010.

- [12] BROX, T., A. BRUHN, N. PAPENBERG und J. WEICKERT: *High Accuracy Optical Flow Estimation Based on a Theory for Warping*. In: *European Conference on Computer Vision*, Bd. 3024 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 25–36, 2004.
- [13] BUDNICK, E. K., H. E. NELSON und D. D. EVANS: *Simplified Fire Growth Calculations*. In: *Fire Protection Handbook*, Bd. 18, S. 96–107, 1997.
- [14] CALDERARA, S., P. PICCININI und R. CUCCHIARA: *Smoke Detection in Video Surveillance: A MoG Model in the Wavelet Domain*. In: *Computer Vision Systems*, Bd. 5008 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 119–128, 2008.
- [15] CELIK, T., H. ÖZKARAMANI und H. DEMIREL: *Fire and Smoke Detection without Sensor: Image Processing based Approach*. In: *15th European Signal Processing Conference*, S. 1794–1798, 2007.
- [16] CETIN, A. E., K. DIMITROPOULOS, B. GOUVERNEUR, N. GRAMMALIDIS, O. GÜNAY, Y. H. HABIBOĞLU, B. U. TÖREYIN und S. VERSTOCKT: *Video Fire Detection – Review*. In: *Digital Signal Processing*, Bd. 23(6), S. 1827–1843, 2013.
- [17] CHAMBOLLE, A.: *An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications*. In: *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Bd. 20(1), S. 89–97, 2004.
- [18] CHEN, T.-H., P.-H. WU und Y.-C. CHIOU: *An Early Fire-Detection Method Based on Image Processing*. In: *International Conference on Image Processing 2004*, Bd. 3, S. 1707–1710, 2004.
- [19] CHEN, T.-H. C.-H., Y.-H. YIN, S.-F. HUANG und Y.-T. YE: *The Smoke Detection for Early Fire-Alarming System Base on Video Processing*. In: *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, S. 427–430, 2006.
- [20] CHIEN, L. H. und T. AOKI: *Robust Motion Estimation for Video Sequences Based on Phase-Only Correlation*. In: *6th IASTED International Conference*, S. 441–446, 2004.
- [21] CHIU, C.-W., T. LU, H.-T. CHAO und C.-M. SHU: *Performance Assessment of Video-based Fire Detection Xystem in Tunnel Environment*. In: *Tunnelling and Underground Space Technology*, Bd. 40, S. 16–21, 2014.
- [22] CLEARY, T., W. GROSSHANDLER, M. NYDEN und W. RINKINEN: *Signatures of Smoldering/Pyrolyzing Fires for Multi-Element Detector Evaluation*. In: *7th International Interflame Conference*, S. 497–506, 1996.
- [23] CLEARY, T. G.: *Video Detection and Monitoring of Smoke Conditions*. In: *13th International Conference on Fire Detection*, 2004.
- [24] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *EN 54-7 Brandmeldeanlagen - Teil 7: Rauchmelder - Punktförmige Melder nach dem Streulicht-, Durchlicht- oder Ionisationsprinzip*. 2006.

- 
- [25] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *EN 54-20:2006+AC:2008 Brandmeldeanlagen – Teil 20: Ansaugrauchmelder*. 2009.
- [26] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *VDE 0833-2 Gefahrenmeldeanlagen für Brand, Einbruch und Überfall – Teil 2: Festlegungen für Brandmeldeanlagen*. 2009.
- [27] DINABURG, J. und D. T. GOTTUK: *Fire Detection in Warehouse Facilities*. In: *Springer Briefs in Fire*, S. 1–59, 2012.
- [28] EGAN, M. R.: *Mining Publication: Summary of Combustion Products from Mine Materials: Their Relevance to Mine Fire Detection*. Techn. Ber., U.S. Department of the Interior, Bureau of Mines, 1990.
- [29] EVARTS, B.: *Fires in U.S. Industrial and Manufacturing Facilities*. In: *NFPA Fire Analysis and Research*, 2011.
- [30] FRASER-MITCHELL, J., C. WILLIAMS und R. HARTLESS: *DCLG Final Research Report: BD 2537 Sprinkler Installation Trends and Fire Statistics Forwarehouse Buildings*. Building Research Establishment, [www.bre.co.uk/filelibrary/pdf/rpts/partb/Sprinkler\\_installation\\_trends\\_and\\_fire\\_statistics.pdf](http://www.bre.co.uk/filelibrary/pdf/rpts/partb/Sprinkler_installation_trends_and_fire_statistics.pdf) (eingesehen am 7.10.2016), 2006.
- [31] GOMEZ-RODRIGUEZ, F., B. C. ARRUE und A. OLLERO: *Smoke Monitoring and Measurement Using Image Processing: Application to Forest Fires*. In: *SPIE Proceedings*, Bd. 5094, S. 404–411, 2003.
- [32] GONZALEZ-GONZALEZ, R., V. ALARCON-AQUINO, R. ROSAS-ROMERO, O. STAROSTENKO, J. RODRIGUEZ-ASOMOZA und J. M. RAMIREZ-CORTES: *Wavelet-Based Smoke Detection in Outdoor Video Sequences*. In: *53rd IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems*, S. 383–387, 2010.
- [33] GOTTUK, D. und J. DINABURG: *Video Image Detection and Optical Flame Detection for Industrial Applications*. In: *Fire Technology*, S. 1–39, 2012.
- [34] GUARNA, M., T. LEBRE und P. POGGI-TOMASI: *Verfahren zur automatischen Detektierung von Bränden, insbesondere von Waldbränden*. Patent EP 0,818,766 B1, 2002.
- [35] GUBBI, J., S. MARUSIC und M. PALANISWAMI: *Smoke Detection in Video using Wavelets and Support Vector Machines*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 44(8), S. 1110–1115, 2009.
- [36] HABIBOGLU, Y., O. GUNAY und A. CETIN: *Flame Detection Method in Video using Covariance Descriptors*. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, S. 1817–1820, 2011.
- [37] HAFNER, D., O. DEMETZ und J. WEICKERT: *Why Is the Census Transform Good for Robust Optic Flow Computation*. In: *Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*, Bd. 7893 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 210–221, 2013.

- [38] HOHBERG, S. P.: *Wildfire Smoke Detection using Convolutional Neural Networks*. Masterarbeit, [www.inf.fu-berlin.de/inst/ag-ki/rojas\\_home/documents/Betreute\\_Arbeiten/Master-Hohberg.pdf](http://www.inf.fu-berlin.de/inst/ag-ki/rojas_home/documents/Betreute_Arbeiten/Master-Hohberg.pdf) (eingesehen am 7.10.2016), Freie Universität Berlin, 2015.
- [39] HORN, B. K. und B. G. SCHUNCK: *Determining Optical Flow*. In: *Artificial Intelligence*, Bd. 17, S. 185–203, 1980.
- [40] HOSSER, D.: *Leitfaden Ingenieurmethoden des Brandschutzes, VFDB TB 04-01*. Technisch-Wissenschaftlicher Beirat der Vereinigung zur Förderung des Deutschen Brandschutzes e.V., 3. Aufl., 2013.
- [41] I-LIDS TEAM: *Imagery Library for Intelligent Detection Systems (i-LIDS); A Standard for Testing Video Based Detection Systems*. In: *40th Annual International Carnahan Conference on Security Technology*, S. 75–80, Oct 2006.
- [42] JAMES, M.: *Flame and Smoke Estimation for Fire Detection in Video based on Optical Flow and Neural Networks*. In: *International Journal of Research in Engineering and Technology*, Bd. 3(8), S. 324–328, 2014.
- [43] KELLETER, J. und L. MARTH: *Brandfrüherkennung in Kohlenkraftwerken*. In: *International Journal for Electricity and Heat Generation*, Bd. 11, S. 66–70, 2009.
- [44] KIM, D.-K. und Y.-F. WANG: *Smoke Detection in Video*. In: *WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering*, Bd. 5, S. 759–763, 2009.
- [45] KO, B. C., K.-H. CHEONG und J.-Y. NAM: *Fire Detection Based on Vision Sensor and Support Vector Machines*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 44(3), S. 322–329, 2009.
- [46] KO, B. C., K.-H. CHEONG und J.-Y. NAM: *Early Fire Detection Algorithm based on Irregular Patterns of Flames and Hierarchical Bayesian Networks*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 45, S. 262–270, 2010.
- [47] KOLESOV, I., P. KARASEV, A. TANNENBAUM und E. HABER: *Fire and Smoke Detection in Video with Optimal Mass Transport based Optical Flow and Neural Networks*. In: *17th IEEE International Conference on Image Processing*, S. 761–764, 2010.
- [48] KUGLIN, C. D. und D. C. HINES: *The Phase Correlation Image Alignment Method*. In: *IEEE International Conference on Cybernetics and Society*, S. 163–165, 1975.
- [49] LEE, B. und D. HAN: *Real-Time Fire Detection Using Camera Sequence Image in Tunnel Environment*. In: *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues*, Bd. 4681 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 1209–1220, 2007.
- [50] LI, W. HUI, B. FU, L. CHANG XIAO, Y. WANG und P. XUN LIU: *A Video Smoke Detection Algorithm Based on Wavelet Energy and Optical Flow Eigen-values*. In: *Journal of Software*, Bd. 8(1), S. 63–70, 2013.

- 
- [51] LILIENFELD, P.: *Optical Detection of Particle Contamination on Surfaces: A Review*. In: *Aerosol Science and Technology*, Bd. 5(2), S. 145–165, 1986.
- [52] LIU, Z., A. KASHEF, G. CRAMPTON, G. LOUGHEED, Y. KO, G. HADJISOPHOCLEOUS und K. ALMAND: *Findings of the International Road Tunnel Fire Detection Research Project*. In: *Fire Technology*, Bd. 46(3), S. 697–718, 2010.
- [53] LIU, Z. G., A. KASHEF, G. LOUGHEED, G. CRAMPTON und D. GOTTUK: *Summary of International Road Tunnel Fire Detection Research Project - Phase II*. Techn. Ber., National Research Council of Canada, 2008.
- [54] LUCAS, B. D.: *Generalized Image Matching by the Method of Differences*. Dissertation, Carnegie-Mellon University, Computer Science Department, 1985.
- [55] LUCAS, B. D. und T. KANADE: *An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision*. In: *7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Bd. 2, S. 674–679, 1981.
- [56] MA, L., K. WU und L. ZHU: *Fire Smoke Detection in Video Images Using Kalman Filter and Gaussian Mixture Color Model*. In: *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, Bd. 1, S. 484–487, 2010.
- [57] MARBACH, G.: *Detektion von Rauch mit einer Videokamera*. Patent WO 2008037293 A1, 2007.
- [58] MULHOLLAND, G. W.: *Smoke Production and Properties*. In: *SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*, S. 217–227, 1995.
- [59] NIXON, M. und A. AGUADO: *Feature Extraction and Image Processing*. Academic Press, 3. Aufl., 2012.
- [60] OHLEMILLER, T. J.: *Smoldering Combustion*. In: *SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*, Bd. 2, S. 200–210, 2002.
- [61] PETS 2002 DATASET: <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2002>, (eingesehen am 7.10.2016).
- [62] PETS 2006 DATASET: <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2006>, (eingesehen am 7.10.2016).
- [63] PETS 2007 DATASET: <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2007>, (eingesehen am 7.10.2016).
- [64] PETS 2009 DATASET: <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2009>, (eingesehen am 7.10.2016).
- [65] PETS 2014 DATASET: <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2014>, (eingesehen am 7.10.2016).
- [66] PICCININI, P., S. CALDERARA und R. CUCCHIARA: *Reliable Smoke Detection in the Domains of Image Energy and Color*. In: *15th IEEE International Conference on Image Processing*, S. 1376–1379, 2008.

- [67] POLEDNIK, B. T.: *Detection of Fire in Images and Video*. [excel.fit.vutbr.cz/submissions/2015/099/99.pdf](http://excel.fit.vutbr.cz/submissions/2015/099/99.pdf) (eingesehen am 7.10.2016), 2015.
- [68] PRIVALOV, G.: *Smoke Detection Method and Apparatus*. Patent US 7,805,002 B2, 2010.
- [69] PRIVALOV, G.: *Smoke Detection Method and Apparatus*. Patent US 7,769,204 B2, 2010.
- [70] PRIVALOV, G. und D. PRIVALOV: *Early Fire Detection Method and Aparatus*. Patent US 6,184,792 B1, 2001.
- [71] QUINTIERE, J. G., M. BIRKY, F. MACDONALD und G. SMITH: *An Analysis of Smoldering Fires in Closed Compartments and Their Hazard Due to Carbon Monoxide*. In: *Fire and Materials*, Bd. 6(3), S. 99–110, 1982.
- [72] RAJI, S. und R. K. B.L: *A New Wavelet Based SVM Classifier for Wild Fire Detection Using Decision Fusion Framework in Video*. In: *International Organisation of Scientific Research Journal of Computer Engineering*, Bd. 9, S. 52–59, 2013.
- [73] RATTMAN, W. J., S. MARCHETT und A. A. GALVIN: *Contrast Smoke Detector*. Patent US 4,614,968 A, 1986.
- [74] REYES, A., A. ALBA und E. R. ARCE-SANTANA: *Optical Flow Estimation using Phase Only-Correlation*. In: *3rd Iberoamerican Conference on Electronics Engineering and Computer Science*, Bd. 7, S. 103–110, 2013.
- [75] ROBERTS, A. und G. CLOUGH: *Thermal Decomposition of Wood in an Inert Atmosphere*. In: *International Symposium on Combustion*, Bd. 9(1), S. 158–166, 1963.
- [76] RODEWALD, G.: *Brandlehre*. Fachbuchreihe Brandschutz. Kohlhammer, 6. Aufl., 2006.
- [77] ROJAS, R.: *Lucas-Kanade in a Nutshell*. In: [http://www.inf.fu-berlin.de/inst/ag-ki/rojas\\_home/documents/tutorials/Lucas-Kanade2.pdf](http://www.inf.fu-berlin.de/inst/ag-ki/rojas_home/documents/tutorials/Lucas-Kanade2.pdf), (eingesehen am 7.10.2016).
- [78] ROTH, S. und M. BLACK: *On the Spatial Statistics of Optical Flow*. In: *International Journal of Computer Vision*, Bd. 74(1), S. 33–50, 2007.
- [79] SALMEN, J., L. CAUP und C. IGEL: *Real-Time Estimation of Optical Flow Based on Optimized Haar Wavelet Features*. In: *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Bd. 6576 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 448–461, 2011.
- [80] SCHIRMER ENGINEERING CORPORATION: *Video Image Detection - Comparative Testing of Various Detection Technologies*. SEC Project No. 1810001-000, 2011.
- [81] SIEMENS-AKTIENGESELLSCHAFT: *Brandschutz-Wegweiser: Technischer Brandschutz und Brandschutzsysteme*. Publicis Publishing, 3. Aufl., 2012.

- 
- [82] SIEMENS SCHWEIZ AG - BUILDING TECHNOLOGIES DIVISION: *Rohrsystem für Ansaug-Rauchmelder*. [www.siemens.com/buildingtechnologies](http://www.siemens.com/buildingtechnologies) Dokument-ID: A6V10334435 (eingesehen am 7.10.2016), 2011.
- [83] SMIRNOV, M.: *Optical Flow Estimation with CUDA*. [docs.nvidia.com/cuda/samples/3\\_Imaging/HSOpticalFlow/doc/OpticalFlow.pdf](http://docs.nvidia.com/cuda/samples/3_Imaging/HSOpticalFlow/doc/OpticalFlow.pdf) (eingesehen am 7.10.2016), 2012.
- [84] SÁNCHEZ PÉREZ, J., E. MEINHARDT-LLOPIS und G. FACCILOLO: *TV-L1 Optical Flow Estimation*. In: *Image Processing On Line*, Bd. 2013, S. 137–150, 2013.
- [85] STADLER, A. und T. IKE: *Real Time Video Based Smoke Detection Using Double Optical Flow Estimation*. In: *International Conference on Fire Safety Science and Technology*, Bd. 3(9), S. 869–874, 2016.
- [86] STEIN, F.: *Efficient Computation of Optical Flow Using the Census Transform*. In: *Pattern Recognition*, Bd. 3175 d. Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, S. 79–86, 2004.
- [87] SUN, D., S. ROTH und M. BLACK: *Secrets of Optical Flow Estimation and Their Principles*. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, S. 2432–2439, 2010.
- [88] TAO, M., J. BAI, P. KOHLI und S. PARIS: *SimpleFlow: A Non-iterative, Sublinear Optical Flow Algorithm*. In: *Computer Graphics Forum (Eurographics 2012)*, Bd. 31(2), S. 345–353, 2012.
- [89] TÖREYIN, B. U.: *Fire Detection Algorithms using Multimodal Signal and Image Analysis*. Dissertation, Bilkent University, Department of Electrical and Electronics Engineering and Institute of Engineering and Science, 2009.
- [90] TÖREYIN, B. U., Y. DEDEOĞLU und A. E. CETIN: *Wavelet based Real-Time Smoke Detection in Video*. In: *13th European Signal Processing Conference*, S. 1–4, 2005.
- [91] TÖREYIN, B. U., Y. DEDEOĞLU und A. E. CETIN: *Contour based Smoke Detection in Video using Wavelets*. In: *14th European Signal Processing Conference*, S. 1–5, 2006.
- [92] TRUONG, T. X. und J.-M. KIM: *An Early Smoke Detection System based on Motion Estimation*. In: *2010 International Forum on Strategic Technology*, S. 437–440, 2010.
- [93] TRUONG, T. X. und J.-M. KIM: *An Effective Four-stage Smoke-Detection Algorithm using Video Images for Early Fire-Alarm Systems*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 46(5), S. 276–282, 2011.
- [94] VERSTOCKT, S.: *Multi-modal Video Analysis for Early Fire Detection*. Dissertation, Ghent University, Faculty of Engineering and Architecture, 2011.
- [95] VERSTOCKT, S., S. V. HOECKE, T. BEJI, B. MERCI, B. GOUVERNEUR, A. E. CETIN, P. D. POTTER und R. V. DE WALLE: *A Multi-Modal Video Analysis Approach for Car Park Fire Detection*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 57, S. 44–57, 2014.

- [96] VERSTOCKT, S., P. LAMBERT, R. VAN DE WALLE, B. MERCI und B. SETTE: *State of the Art in Vision-based Fire and Smoke Detection*. In: *Proceedings on the 14th International Conference on Automatic Fire Detection*, Bd. 2, S. 285–292, 2009.
- [97] WEI, S. GEN, L. YANG, Z. CHEN und Z. FENG LIU: *Motion Detection Based on Optical Flow and Self-adaptive Threshold Segmentation*. In: *Procedia Engineering*, Bd. 15, S. 3471–3476, 2011.
- [98] WIESER, D. und T. BRUPBACHER: *Smoke Detection in Tunnels Using Video Images*. In: *12th International Conference On Automatic Fire Detection*, 2001.
- [99] XIONG, Z., R. CABALLERO, H. WANG, A. M. FINN, M. A. LELIC und P.-Y. PENG: *Video-based Smoke Detection: Possibilities, Techniques, and Challenges*. [www.researchgate.net/publication/228624639\\_Video-based\\_smoke\\_detection\\_possibilities\\_techniques\\_and\\_challenges](http://www.researchgate.net/publication/228624639_Video-based_smoke_detection_possibilities_techniques_and_challenges) (eingesehen am 7.10.2016), 2008.
- [100] XU, Z. und J. XU: *Automatic Fire Smoke Detection Based on Image Visual Features*. In: *International Conference on Computational Intelligence and Security Workshops*, S. 316–319, 2007.
- [101] YAN, H. und J.-G. LIU: *Robust Phase Correlation based Motion Estimation and Its Applications*. In: *British Machine Vision Conference*, S. 104–104, 2008.
- [102] YU, C., J. FANG, J. WANG und Y. ZHANG: *Video Fire Smoke Detection Using Motion and Color Features*. In: *Fire Technology*, Bd. 46(3), S. 651–663, 2010.
- [103] YU, C., Z. MEI und X. ZHANG: *A Real-time Video Fire Flame and Smoke Detection Algorithm*. In: *9th Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology*, Bd. 62, S. 891–898, 2013.
- [104] YU, C., Y. ZHANG, J. FANG und J. WANG: *Video Smoke Recognition based on Optical Flow*. In: *2nd International Conference on Advanced Computer Control*, Bd. 2, S. 16–21, 2010.
- [105] YUAN, F.: *A Fast Accumulative Motion Orientation Model based on Integral Image for Video Smoke Detection*. In: *Pattern Recognition Letters*, Bd. 29(7), S. 925–932, 2008.
- [106] YUAN, F.: *Video-based Smoke Detection with Histogram Sequence of LBP and LBPV Pyramids*. In: *Fire Safety Journal*, Bd. 46(3), S. 132–139, 2011.
- [107] ZABIH, R. und J. WOODFILL: *Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence*. In: *European Conference on Computer Vision*, S. 151–158, 1994.
- [108] ZACH, C., T. POCK und H. BISCHOF: *A Duality Based Approach for Realtime TV-L1 Optical Flow*. In: *29th DAGM Conference on Pattern Recognition*, S. 214–223, 2007.

- 
- [109] ZENTRALVERBAND ELEKTROTECHNIK- UND ELEKTRONIKINDUSTRIE E.V.: *Vorbeugender Brandschutz und natürliche Lüftung in Einem*. In: *RWA heute*, Bd. 4 d. Reihe *RWA heute*. Zentralverband Elektrotechnik- und Elektronikindustrie e.V., 2009.
- [110] ZHANG, Z., J. ZHAO, D. ZHANG, C. QU, Y. KE und B. CAI: *Contour Based Forest Fire Detection Using FFT and Wavelet*. In: *International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008*, Bd. 1, S. 760–763, 2008.
- [111] ZHAO, J., Z. ZHANG, S. HAN, C. QU, Z. YUAN und D. ZHANG: *SVM Based Forest Fire Detection Using Static and Dynamic Features*. In: *Computer Science and Information Systems*, Bd. 8(3), S. 821–841, 2011.
- [112] ZHAO, Y., W. LU, Y. ZHENG und J. WANG: *An Early Smoke Detection System based on Increment of Optical Flow Residual*. In: *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Bd. 4, S. 1474–1479, 2012.
- [113] ZHOU, B., X. WANG und X. TANG: *Understanding Collective Crowd Behaviors: Learning a Mixture Model of Dynamic Pedestrian-Agents*. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, S. 2871–2878, 2012.
- [114] ZIVKOVIC, Z.: *Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction*. In: *17th International Conference on Pattern Recognition*, Bd. 2, S. 28–31, 2004.
- [115] ZUCCHER, S.: *Flow Stability*. <http://profs.sci.univr.it/~zuccher/research/blstability/> (eingesehen am 7.10.2016).



---

# Abkürzungsverzeichnis

2D	Zweidimensional
3D	Dreidimensional
CPU	Central Processing Unit (Hauptprozessor)
FNR	False Negative Rate (Falsch-Negativ-Rate)
GMM	Gaussian Mixture Mode (Gaußsches Mischmodell)
GPU	Graphics Processing Unit (Grafikprozessor)
HG	Hintergrund
HP	Hochpass
HSV	Farbraum: Hue, Saturation, Value (Farbton, Sättigung, Hellwert)
RD	Rauchdichte
ROI	Region of Interest (beobachtete Region)
SNR	Signal Noise Ratio (Signal-Rausch-Verhältnis)
SVM	Support Vektor Maschine
TP	Tiefpass
TPR	True Positive Rate (Richtig-Positiv-Rate)