

# Detektion und Klassifizierung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen mittels Bildanalyse

Zur Erlangung des akademischen Grades einer

DOKTOR-INGENIEURIN

von der Fakultät für  
Bauingenieur-, Geo- und Umweltwissenschaften  
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)  
genehmigte

DISSERTATION

von

Dipl.-Ing. Miriam Hommel geb. Rehor  
aus Aalen

Tag der mündlichen Prüfung: 8. Juli 2010

Referent: Prof. Dr.-Ing. habil. Dr. h. c. Hans-Peter Bähr

Korreferent: Prof. Dr.-Ing. habil. Stefan Hinz

Korreferent: Prof. Dr.-Ing. habil. Dr.-Ing. E. h. Günter Schmitt

Karlsruhe (2010)



## Kurzfassung

Katastrophen richten jedes Jahr schwere Schäden an. Nach einem solchen Ereignis herrscht meist Chaos. Gebäude sind eingestürzt und ihre Trümmer versperren oftmals die Straßen, so dass es schwierig ist, einen Überblick über die Schadenslage zu erlangen. Dieser Überblick ist aber unerlässlich, um die für die Rettungseinsätze verfügbaren Ressourcen möglichst effektiv koordinieren zu können. Daher wird eine schnelle und großflächige Schadensanalyse benötigt, die nicht nur feststellt welche Gebäude eingestürzt sind, sondern auch welche geometrische Schadensform diese aufweisen. Ein hierfür geeignetes automatisches Analyseverfahren existierte bislang noch nicht.

In dieser Arbeit wird ein solches Verfahren zur automatischen Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen vorgestellt. Dieses unterscheidet nicht nur zwischen eingestürzten und erhaltenen Gebäuden. Es werden vielmehr zehn verschiedene Schadensbilder differenziert, welche typische Schadensformen von Gesamtgebäuden nach deren Einsturz beschreiben. Als Grundlage für die Schadensanalyse dienen digitale Oberflächenmodelle (DOM), die aus Daten abgeleitet werden, welche mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst wurden. Flugzeuggetragenes Laserscanning eignet sich besonders für die Erfassung von Daten nach Katastrophen, da damit in kurzer Zeit Höhendaten großer Gebiete erfasst werden können, ohne dass diese betreten werden müssen.

Das Wissen über die Eigenschaften eingestürzter Gebäude sowie ihrer Schadensbilder wird in einem Modell zusammengefasst, das die Grundlage für die Erkennung und Klassifizierung der Schädigungen darstellt. Das entwickelte Verfahren basiert auf dem Vergleich geometrischer Modelle der Gebäude vor und nach der Katastrophe. Für die Generierung letzterer aus den nach der Katastrophe erfassten Daten wird zunächst eine Segmentierung von Bereichen mit ebener Oberfläche durchgeführt. Diese werden im Rahmen einer anschließenden Dreiecksvermaschung mit den Bereichen verknüpft, in denen die Oberfläche uneben ist. Für die Analyse der strukturellen Veränderungen der Gebäude (Schadensanalyse) werden die geometrischen Beschreibungen der Gebäude vor und nach dem Eintritt der Katastrophe überlagert und ihre Oberflächeneigenschaften miteinander verglichen. Auf diese Weise kann jedes Gebäude in Segmente unterteilt werden. Diese repräsentieren Bereiche, die entweder zu beiden Zeitpunkten eine ebene Oberfläche aufweisen oder zu mindestens einem der beiden Zeitpunkte keine ebene Oberfläche haben. Für diese Segmente werden anschließend charakteristische Merkmale wie die Volumenreduktion oder die Höhendifferenz extrahiert. Des Weiteren werden die Werte von Merkmalen bestimmt, die ein Gebäude als Ganzes beschreiben. Um untersuchen zu können, ob zusätzlich zu der Höheninformation berücksichtigte spektrale Information die Erkennung und Klassifizierung der eingestürzten Gebäude verbessern kann, werden neben den Merkmalen, welche die geometrischen Veränderungen der Gebäude beschreiben, außerdem Merkmale vorgestellt, mit denen multispektrale Information in das Analyseverfahren integriert werden kann. Mithilfe der Merkmale erfolgt anschließend die Zuordnung der Segmente zu den unterschiedlichen Schadensbildern.

Die Verifizierung des Verfahrens erfolgt durch die Anwendung auf Daten, die für ein Gebiet mit real eingestürzten Gebäuden erfasst wurden. Außerdem werden zwei Datensätze verwendet, die durch die Simulation einer Laserscannerbefliegung basierend auf CAD-Modellen eingestürzter Gebäude generiert wurden. Des Weiteren umfasst die Verifizierung die Anwendung des Verfahrens auf Bereiche, in denen keine größeren Änderungen auftreten. Die Analyse der erzielten Ergebnisse zeigt, dass es mithilfe des entwickelten Verfahrens möglich ist, eingestürzte Gebäude automatisch zu erkennen und ihr Schadensbild detailliert zu bestimmen. In welchen Fällen die Erkennung und Klassifizierung der eingestürzten Gebäude gut funktioniert und weshalb sich teilweise Probleme ergeben, wird ausführlich diskutiert. Die Arbeit schließt mit einem Ausblick auf mögliche Erweiterungen und zukünftige Entwicklungen.

## Abstract

Disasters cause heavy losses every year. In the aftermath of such an event the situation is often chaotic. Buildings have collapsed and roads are blocked by their debris. Therefore, in most cases it is difficult to get an overview of the damage situation. However, this overview is essential in order to coordinate the available resources for search and rescue operations as efficiently as possible. For this purpose, a fast and extensive damage analysis is needed not only determining which buildings have collapsed, but also identifying the particular type of damage to these buildings. A suitable analysis method for doing this automatically did not exist so far.

In this thesis such a method for the automatic detection and classification of collapsed buildings after disasters is presented. This does not only distinguish collapsed and intact buildings. In fact, it discriminates ten different damage types of entire buildings typically occurring after disasters. The damage analysis is based on digital surface models (DSM) derived from airborne laser scanning data. Airborne laser scanning is particularly suitable for the extensive coverage of height data after disasters as affected areas do not have to be entered.

The knowledge of the characteristics of collapsed buildings and their damage types is summarised in a model representing the basis for the damage detection and classification. The developed approach is based on the comparison of geometric pre- and post-event models of the buildings. The creation of geometric models from post-event data starts with a segmentation of areas having planar surfaces. During a subsequent triangulation these areas are connected with areas having an irregular surface structure. In order to analyse the structural changes of the buildings (damage analysis), the geometrical pre- and post-event descriptions of the buildings are compared to each other. Thus, each building can be divided into segments. These segments represent areas either having a planar surface for the pre- and the post-event date or having an irregular surface structure for at least one of the two dates. Afterwards, characteristic features like volume reduction or height differences are extracted for these segments. Furthermore, values of features are derived describing buildings as a whole. In order to investigate, if additional spectral information can improve the damage analysis, further features are presented which allow the integration of multispectral information into the analysis. Then, the segments are assigned to the distinguished damage types using all these features.

The approach is verified by applying it to data acquired for an area with collapsed buildings. Moreover, two data sets were used generated by simulating a laser scanning flight based on CAD models of collapsed buildings. Furthermore, the verification contains the application of the technique to data of areas showing no major changes. The achieved results show that the developed approach is able to detect collapsed buildings automatically and to determine their damage types in detail. The cases for which the detection and classification of collapsed buildings works well are discussed in detail as well as the cases for which problems arise. The thesis concludes with an outlook to possible enhancements and future developments.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>7</b>
1.1	Motivation . . . . .	7
1.2	Ziele der Arbeit . . . . .	8
1.3	Aufbau der Arbeit . . . . .	9
<b>2</b>	<b>Grundlagen und verwandte Forschungsarbeiten</b>	<b>11</b>
2.1	Digitale Modelle für die Beschreibung der Topographie . . . . .	11
2.1.1	Begriffsbestimmung . . . . .	11
2.1.2	Repräsentation . . . . .	12
2.1.3	Erfassung . . . . .	13
2.2	Grundlagen der Bildanalyse . . . . .	14
2.2.1	Modellbildung . . . . .	14
2.2.2	Extraktionsstrategien . . . . .	16
2.3	Klassifizierungsverfahren . . . . .	17
2.3.1	Klassifizierung basierend auf dem Bayes-Theorem . . . . .	18
2.3.2	Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie . . . . .	20
2.3.3	Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie . . . . .	23
2.3.4	Vergleich der Verfahren . . . . .	27
2.4	Verfahren zur Erkennung eingestürzter Gebäude basierend auf Fernerkundungsdaten . . . . .	28
2.5	Schadensskalen . . . . .	34
2.5.1	Schadensskalen existierender Schadensanalyseverfahren . . . . .	34
2.5.2	Schadensklassifizierung durch Schadensbilder . . . . .	36
2.6	Folgerungen . . . . .	39
<b>3</b>	<b>Verwendete Modelle</b>	<b>41</b>
3.1	Datengrundlage und Sensormodell . . . . .	41
3.1.1	Referenzdaten . . . . .	41
3.1.2	Schadensdaten . . . . .	41
3.2	Modell für intakte Gebäude . . . . .	43
3.2.1	Objektmodell . . . . .	43
3.2.2	Bildmodell . . . . .	44
3.3	Modell für eingestürzte Gebäudestrukturen . . . . .	46
3.3.1	Objektmodell . . . . .	46
3.3.2	Bildmodell . . . . .	48
3.4	Kontextmodell . . . . .	49
<b>4</b>	<b>Entwicklung von Strategien für die Schadensanalyse</b>	<b>53</b>
4.1	Überblick über die verwendeten Strategien . . . . .	53
4.2	Vorverarbeitung und Kontextanalyse . . . . .	56
4.2.1	Konvertierung der Gebäudegrundflächen in Rasterdaten . . . . .	56
4.2.2	Extraktion von Vegetation in Schadensdaten . . . . .	57
4.3	Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach einer Katastrophe . . . . .	63
4.3.1	Rasterbasierte Flächensegmentierung . . . . .	63
4.3.2	Triangulation . . . . .	67
4.3.3	TIN-basierte Flächensegmentierung . . . . .	69
4.4	Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude . . . . .	70
4.4.1	Vorverarbeitung . . . . .	71
4.4.2	Generierung von Segmenten . . . . .	77
4.4.3	Merkmalsextraktion . . . . .	78
4.4.4	Klassifizierung . . . . .	96
4.4.5	Gebäudeweise Analyse der Schadensbilder . . . . .	100
4.4.6	Visualisierung und Bereitstellung der Ergebnisse . . . . .	101

4.5	Zusammenfassung der Strategieentwicklung . . . . .	103
<b>5</b>	<b>Präsentation und Diskussion der Ergebnisse</b>	<b>105</b>
5.1	Offene Fragen . . . . .	105
5.2	Verwendete Datensätze . . . . .	105
5.2.1	Reale Daten . . . . .	105
5.2.2	Synthetische Daten . . . . .	109
5.3	Ergebnisse der Generierung geometrischer Modelle eingestürzter Gebäudestrukturen .	116
5.4	Ergebnisse der detaillierten Schadensanalyse . . . . .	119
5.4.1	Bewertungsschema . . . . .	119
5.4.2	Übersicht über die Gesamtergebnisse der Klassifizierung . . . . .	120
5.4.3	Ergebnisse für reale Daten . . . . .	124
5.4.4	Ergebnisse für synthetische Daten . . . . .	132
5.5	Beantwortung der offenen Fragen . . . . .	136
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>137</b>
	<b>Literatur</b>	<b>141</b>
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>151</b>
A.1	Berechnung einer ausgleichenden Ebene mithilfe eines Gauß-Markov-Modells . . . . .	151
A.2	Ausreißertests in Gauß-Markov-Modellen . . . . .	154
A.3	Auswertungsergebnisse des Schadenskatalogs . . . . .	157
A.4	Erzielte Klassifizierungsraten . . . . .	162
	<b>Dank</b>	<b>167</b>

# 1 Einleitung

## 1.1 Motivation

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der *Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen mittels Bildanalyse*. Nach der Definition<sup>1</sup> der Vereinten Nationen handelt es sich bei einer Katastrophe um ein Ereignis, das schwere Schäden verschiedenster Art verursacht und das die betroffene Organisationseinheit nicht mit den ihr zur Verfügung stehenden Ressourcen bewältigen kann. Bei Katastrophen kann zwischen von Menschen verursachten Katastrophen (z. B. Terroranschläge, Bombenangriffe) und Naturkatastrophen (z. B. Erdbeben, Hochwasser, Sturm) unterschieden werden.

Heutzutage entsteht oftmals der Eindruck, dass die Zahl der Naturkatastrophen stetig zunimmt. Ob dem tatsächlich so ist, oder ob dies durch die zum Teil verzerrte Berichterstattung in den Medien nur so empfunden wird, soll an dieser Stelle nicht diskutiert werden. Nachgewiesen ist allerdings, dass Katastrophen immer größere Schäden verursachen (Münchner Rück, 2009; Rodriguez et al., 2009). So nimmt die Zahl der großen und verheerenden Naturkatastrophen<sup>2</sup> stetig zu, wobei die Einteilung in die Kategorien nach der Anzahl der Todesopfer sowie des Gesamtschadens erfolgt. Die Zunahme der Anzahl an Katastrophen der beiden höchsten Kategorien impliziert somit einen steigenden Schadenstrend. Ursachen hierfür sind unter anderem die allgemein wachsenden Bevölkerungszahlen sowie die Besiedlung und die steigende Wertekonzentration in stark katastrophengefährdeten Städten und Gebieten (Münchner Rück, 2007, 2009).

Nach dem Eintritt einer Erdbebenkatastrophe herrschen häufig chaotische Verhältnisse. Die Straßen sind blockiert durch Trümmerteile, und es ist zunächst schwierig, einen Überblick über die allgemeine Schadenslage zu erlangen. Außerdem sind die verfügbaren Ressourcen, die für die Rettung verschütteter Personen zur Verfügung stehen, knapp und müssen möglichst effektiv eingesetzt werden. Dabei spielt vor allem auch die Zeit eine kritische Rolle, da die Chancen, verschüttete Personen lebend zu befreien, bereits nach 72 Stunden rapide sinken (Schweier et al., 2007).

Für eine optimale Planung der Rettungseinsätze ist daher die Information hilfreich, welche Gebäude eingestürzt sind, sowie eine Schätzung, wie viele Personen in jedem dieser Gebäude eingeschlossen sind und welche Ressourcen benötigt werden, um diese zu befreien. Ist beides bekannt, so können das verfügbare Personal und die vorhandene Ausrüstung so eingeteilt werden, dass möglichst viele Menschen gerettet werden.

Für die Abschätzung der Opfer und der benötigten Rettungsressourcen entwickelten Schweier und Markus (2004, 2006b) ein neues Verfahren, das auf der Form der eingestürzten Gebäude nach der Katastrophe basiert. In einem ersten Schritt wurde dazu ein Schadensklassifikationsschema entwickelt, das Gebäude nach ihrem Schadensbild einteilt. Schadensbilder beschreiben dabei typische Schadensformen von Gesamtgebäuden nach ihrem Einsturz (z. B. Gebäudeumsturz). Diese Einteilung vorzunehmen ist sinnvoll, da die Art und Weise, wie ein Gebäude eingestürzt ist, entscheidende Auswirkungen auf die Überlebenschancen der eingeschlossenen Personen hat. Außerdem hängen davon die Ressourcen ab, die für die Rettung dieser Personen benötigt werden.

Für die Opfer- und Bedarfsabschätzung werden als Eingabedaten neben der Information, welche Gebäude eingestürzt sind und welche Schadensbilder sie aufweisen, auch die Höhen- bzw. Volumenreduktion benötigt. Bei der Opferabschätzung geht außerdem eine Schätzung der Anzahl der Personen mit ein,

<sup>1</sup>„Disaster: A serious disruption of the functioning of a community or a society involving widespread human, material, economic or environmental losses and impacts, which exceeds the ability of the affected community or society to cope using its own resources.“ (United Nations International Strategy for Disaster Reduction, 2009).

<sup>2</sup>Die Münchner Rück (2008) definiert 6 Katastrophenklassen: Kat 1 Kleinschadenereignis (1-9 Tote und/oder kaum Schäden), Kat 2 mittleres Schadenereignis (10-19 Tote und/oder Gebäude- und sonstige Schäden), Kat 3 mittelschwere Katastrophe (ab 20 Tote, Gesamtschaden > 50 Mio. US\$), Kat 4 schwere Katastrophe (ab 100 Tote, Gesamtschaden > 200 Mio. US\$), Kat 5 verheerende Katastrophe (ab 500 Tote, Gesamtschaden > 500 Mio US\$), Kat 6 große Naturkatastrophe (Selbsthilfefähigkeit der Region deutlich übertroffen; überregionale/internationale Hilfe erforderlich; tausende Tote und/oder hunderttausende Obdachlose; Gesamtschäden und/oder versicherte Schäden erreichen außergewöhnliche Größenordnungen.).

die sich zum Zeitpunkt des Eintritts der Katastrophe in dem Gebäude befanden. Bislang existierende Verfahren zur Schadensanalyse nach Katastrophen (z. B. Chesnel et al., 2007; Gusella et al., 2005; Huyck et al., 2004; Miura et al., 2007; Rezaeian und Gruen, 2007; Saito und Spence, 2004; Stramondo et al., 2007; Sumer und Turker, 2006; Turker und Cetinkaya, 2005) unterscheiden meist nur zwischen eingestürzten und intakten Gebäuden und liefern somit nicht die Informationen, die für die geometriebasierte Opferabschätzung und Ressourcenbestimmung von Schweier und Markus (2004, 2006b) benötigt werden.

Als Grundlage für die Abschätzung dieser Informationen werden Daten benötigt, die möglichst schnell nach dem Eintritt einer Katastrophe für größere Gebiete erfasst werden können. Außerdem müssen die Daten es ermöglichen, die geometrischen Veränderungen daraus ableiten zu können. Dies bedeutet, dass es sich um 3D-Daten mit einer relativ hohen geometrischen Auflösung und Genauigkeit handeln sollte. Die bislang existierenden Verfahren verwenden häufig Luft- oder Satellitenbilder, mit denen bestimmte Schadensarten aufgrund der fehlenden Höheninformation nicht erkannt werden können. Für die Erfassung geeigneter Daten bietet sich insbesondere ein flugzeuggetragener Laserscanner an, da er die Erfassung von Höhendaten guter Genauigkeit für relativ große Gebiete (nach Rathje und Adams, 2008: 1 - 100 km<sup>2</sup> pro Tag) in kurzer Zeit ermöglicht, ohne dass die betroffenen Gebiete betreten werden müssen. Ein weiterer Vorteil des Laserscanners besteht darin, dass es sich um einen aktiven Sensor handelt, wodurch auch ein Einsatz bei Nacht möglich ist. Dies kann vor allem im Katastrophenfall entscheidend sein, da eine schnelle Handlungsfähigkeit von Nöten ist. Außerdem kann Rauch zumindest teilweise von dem ausgesandten Laserstrahl durchdrungen werden. Dies ist ein weiterer Vorteil gegenüber passiven Sensoren, da z. B. nach Erdbeben häufig Brände ausbrechen und durch den Rauch die darunter liegenden Gebäude in Spektraldaten, die mit einer Kamera aufgenommen werden, nicht erkannt werden können.

Um die Schadensbilder aus Daten bestimmen zu können, die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden<sup>3</sup>, wurden geometrische Merkmale festgelegt, die dazu geeignet sind die Schadensbilder für diesen Zweck zu charakterisieren. Anschließend wurden eingestürzte Gebäude anhand von Fotos untersucht, um ihr Schadensbild und die vorhandenen geometrischen Merkmale sowie deren Ausprägung zu bestimmen. Auf diese Weise entstand der so genannte *Schadenskatalog* (Schweier und Markus, 2006a).

## 1.2 Ziele der Arbeit

Die bisherigen Ausführungen zeigen, dass ein vollautomatisches Verfahren hilfreich wäre, mit dem eine schnelle und detaillierte Schadensanalyse nach einer Katastrophe möglich ist. Das Verfahren sollte sowohl einen groben Überblick über die Schadenslage geben als auch detaillierte Informationen über die Art der auftretenden Schädigungen liefern. Unter einem groben Überblick über die Schadenslage wird hier eine Analyse verstanden, mit deren Hilfe Aussagen darüber getroffen werden können, welche Bereiche stark von Schädigungen betroffen sind und in welchen eher weniger Schäden auftreten. Die detaillierten Informationen sollten als Basis für eine geometriebasierte Opfer- und Ressourcenabschätzung eingesetzt werden können. Als Datengrundlage sollen aufgrund der oben aufgeführten Vorteile Daten dienen, die mithilfe eines flugzeuggetragenen Laserscanners erfasst werden.

Aus diesen Anforderungen lassen sich die folgenden Fragestellungen formulieren, die im Rahmen dieser Arbeit beantwortet werden:

- Wie können eingestürzte Gebäude geometrisch modelliert werden?

Um geometrische Veränderungen an Gebäuden feststellen zu können, müssen Modelle der Gebäude vor und nach der Katastrophe vorliegen. Während für die geometrische Modellierung intakter Gebäude auf bestehende Methoden zurückgegriffen werden kann, können diese Verfahren nicht unmittelbar für die geometrische Modellierung eingestürzter Gebäude eingesetzt werden. Der

---

<sup>3</sup>Da Laserscannerdaten, die mit einem terrestrischen Laserscanner erfasst werden, in dieser Arbeit nicht vorkommen und die Gefahr der Verwechslung somit nicht gegeben ist, werden die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfassten Daten im Folgenden häufig auch nur als Laserscannerdaten ohne weitere Spezifizierung bezeichnet.

Grund hierfür ist, dass für intakte Gebäude häufig angenommene Restriktionen wie regelmäßige Formen oder ebene Dachflächen in diesem Fall nicht mehr zwingend erfüllt sind. Bei der Beantwortung der Frage ist allerdings zu beachten, dass das entwickelte Verfahren auch eine Generierung geometrischer Modelle intakter Gebäude erlauben muss, da vor der Durchführung einer weitergehenden Analyse nicht klar ist, ob ein Gebäude eingestürzt ist oder nicht.

- Welche Informationen über auftretende Schäden können allein aus nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten gewonnen werden?

In einem von einer Katastrophe betroffenen Gebiet sind nicht immer Referenzmodelle der Gebäude verfügbar, die deren intakten Zustand repräsentieren. Daher ist es wichtig, zu untersuchen, inwiefern eingestürzte Gebäude einzig mithilfe nach der Katastrophe erfasster Daten identifiziert werden können. Auch wenn die Informationen, die als Eingabe für die Opfer- und Ressourcenabschätzung benötigt werden, dabei eventuell nicht abgeleitet werden können, so kann auf diese Weise gegebenenfalls doch ein erster hilfreicher Überblick über die Schadenslage gewonnen werden. Bei der Entwicklung eines Verfahrens für diesen Zweck ist darauf zu achten, dass dieses möglichst vollautomatisch abläuft, um eine schnelle Informationsgewinnung zu ermöglichen.

- Wie kann ein Verfahren zur automatischen Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude konzeptioniert und realisiert werden?

Um die Art der Schädigung eingestürzter Gebäude detailliert bestimmen zu können, sollen multitemporale Daten die Grundlage für dieses Verfahren bilden. Dies bedeutet, dass das Verfahren auf dem Vergleich von Referenz- und Schadensdaten basiert, wobei die Referenzdaten den Zustand vor dem Eintritt der Katastrophe repräsentieren und die Schadensdaten danach erfasst werden. Als Ergebnis soll das Verfahren die für die Opferabschätzung und Ressourcenbestimmung nach Schweier und Markus (2004, 2006b) nötigen Informationen liefern. Dies sind neben der Information, welche Gebäude eingestürzt sind, deren Schadensbilder sowie die Volumen- und Höhenreduktion. Auch die detaillierte Schadensanalyse soll nach Möglichkeit vollautomatisch ablaufen, um möglichst schnell Ergebnisse zu liefern. Einen wichtigen Teil der Arbeit stellt auch die Verifizierung des entwickelten Verfahrens dar. Hierzu gehört zum einen die Untersuchung mithilfe von Daten eingestürzter Gebäude, deren tatsächliches Schadensbild bekannt ist, sowie mit Daten unveränderter Gebäude, für die ebenfalls richtige Ergebnisse erzielt werden müssen. Zum anderen muss analysiert werden, inwiefern Objekte, wie Vegetation oder Fahrzeuge, die sich neben Gebäuden befinden, die Ergebnisse nachteilig beeinflussen.

- Kann durch die Berücksichtigung zusätzlicher spektraler Daten eine Verbesserung der Klassifizierungsergebnisse erreicht werden?

Als zusätzliche spektrale Daten zu der geometrischen Information (Referenzmodelle der Gebäude, nach der Katastrophe erfasste Laserscannerdaten) sollen hier die Laserintensität sowie Multispektraldaten verstanden werden. Diese können allerdings nur bei Tageslicht erfasst werden und stehen somit nicht grundsätzlich zur Verfügung. Es soll untersucht werden, ob durch die zusätzliche Berücksichtigung dieser Daten die Ergebnisse der Klassifizierung verbessert werden können oder ob die Information über die geometrischen Veränderungen für die Identifizierung der Schadensbilder bereits ausreicht.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist in sechs Kapitel gegliedert. In Kapitel 2 werden zunächst einige wichtige Grundlagen erläutert, die im weiteren Verlauf der Arbeit von Bedeutung sind. Außerdem erfolgt darin eine Betrachtung der existierenden Verfahren zur Erkennung von eingestürzten Gebäuden basierend auf Fernerkundungsdaten. Des Weiteren werden in diesem Kapitel die in diesen Verfahren verwendeten Schadensskalen analysiert und die von Schweier und Markus (2006a) entwickelte Schadensklassifizierung durch Schadensbilder vorgestellt. In Kapitel 3 werden neben der Datengrundlage die in der vorliegenden Arbeit eingesetzten Modelle präsentiert. Kapitel 4 erläutert die Strategien, die für die Schadensanalyse entwickelt wurden, und beschreibt, wie diese realisiert werden können. In Kapitel 5 werden schließlich

die Ergebnisse präsentiert und diskutiert, die mit den verschiedenen entwickelten Verfahren erzielt werden können. Eine Zusammenfassung sowie ein Ausblick auf mögliche Erweiterungen in Kapitel 6 schließen die Arbeit ab.

## 2 Grundlagen und verwandte Forschungsarbeiten

In diesem Kapitel werden einige Grundlagen erläutert, die im weiteren Verlauf der Arbeit von Bedeutung sind. So wird zunächst auf die Definition und die unterschiedlichen Arten von digitalen Modellen zur Beschreibung des Geländes und der darauf befindlichen Objekte eingegangen (Abschnitt 2.1). Diese bilden die vorrangige Datengrundlage für die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude (vgl. Kapitel 4). Anschließend wird ein Überblick über die Grundlagen der Bildanalyse gegeben (Abschnitt 2.2) und die für diese Arbeit relevanten Klassifizierungsmethoden erläutert und verglichen (Abschnitt 2.3). In Abschnitt 2.4 wird eine Auswahl existierender Verfahren zur Analyse von Schäden an Gebäuden basierend auf Fernerkundungsdaten vorgestellt. Die Schadensskalen, die für die Angabe der Stärke der Schädigung an Gebäuden in den in Abschnitt 2.4 beschriebenen Ansätzen verwendet werden, werden in Abschnitt 2.5 noch genauer auf ihre Eignung hinsichtlich der Schadenserkenkung mithilfe von Fernerkundungsdaten analysiert. Im Anschluss daran wird das von Schweier und Markus (2006a) entwickelte Schadensklassifikationsschema vorgestellt. Dieses stellt eine Alternative zu den in bisher existierenden Verfahren verwendeten Beschreibungen von eingestürzten Gebäuden nach Katastrophenereignissen dar. Das Kapitel endet mit einer Zusammenfassung der für diese Arbeit relevanten Aspekte und den daraus abgeleiteten Folgerungen.

### 2.1 Digitale Modelle für die Beschreibung der Topographie

#### 2.1.1 Begriffsbestimmung

Für die Beschreibung der Erdoberfläche sowie der sich darauf befindenden Objekte existieren verschiedene Modelle. Der Begriff *Modell* wird dabei an dieser Stelle im konkreten Sinn verstanden. Dies bedeutet, dass es sich um relativ primitive Modelle auf ikonischer Ebene handelt und nicht um komplexe Modelle wie sie z. B. in der Bildanalyse zur Strukturierung und Formalisierung des Wissens über die interessierenden Objekte zum Einsatz kommen (vgl. Abschnitt 2.2). Die Bezeichnungen der hier betrachteten Modelle (z. B. *digitales Höhenmodell*, *digitales Geländemodell*, *digitales Oberflächenmodell*) bzw. die Bedeutung dieser Begriffe ist in der Literatur allerdings nicht einheitlich. So werden unter demselben Begriff zum Teil unterschiedliche Sachverhalte verstanden, oder es wird dasselbe Produkt mit unterschiedlichen Begriffen bezeichnet.

Ein Beispiel für die Uneindeutigkeiten, die sich hinsichtlich der Begriffe ergeben, bieten die Normen des Deutschen Instituts für Normung e. V. (DIN). So lautet die Definition für ein *digitales Höhenmodell* (DHM) nach DIN 18709-1: 1995-10 Nr. 11.3.5.1 (DIN, 1998, S. 319):

„Menge der digital gespeicherten Höhen [...] von regelmäßig oder unregelmäßig verteilten Geländepunkten, die die Höhenstruktur eines Objektes, z. B. des Geländes hinreichend repräsentieren.“

Diese Norm enthält bereits eine Uneindeutigkeit, da einerseits von Geländepunkten die Rede ist, von denen angenommen wird, dass sie sich auf der Geländeoberfläche befinden, andererseits aber das Gelände als ein Beispiel für das Objekt genannt wird, dessen Höhenstruktur durch das DHM repräsentiert wird. Dies impliziert, dass es sich bei dem Objekt nicht notwendigerweise um das Gelände handeln muss, sondern auch ein anderes Objekt denkbar wäre.

Eine andere Definition des Begriffs *digitales Höhenmodell* findet sich in DIN 18709-2 Nr. 3.3.1 (DIN, 1998, S. 327). Darin wird der Begriff allgemeiner gefasst und ein DHM definiert als:

„Menge der digital gespeicherten Höhenwerte von Punkten, die die Höhenstruktur des Objektes hinreichend repräsentieren.“

Es wird deutlich, dass hierin im Gegensatz zu DIN 18709-1: 1995-10 weder die Geländepunkte explizit erwähnt werden noch das beschriebene Objekt näher spezifiziert wird. Sowohl uneindeutige Formulierung in DIN 18709-1: 1995-10 als auch die Existenz mehrerer sich unterscheidender Normen zu diesem Begriff sorgen somit für Verwirrung. Auch für den Begriff *digitales Geländemodell* (DGM) existieren verschiedene Normen des DIN (DIN 18709-1: 1995-10 Nr.11.3.5.3 und DIN 18709-2 Nr. 3.3.3).

Allgemein wird in der Literatur unter einem DHM zum Teil eine Repräsentation des Geländes durch Punkte auf der Erdoberfläche verstanden (vgl. z. B. Bollmann und Koch, 2001, S. 160; Pfeifer, 2003), zum Teil aber auch die Repräsentation der Höhen eines anderen Objekts als der Erdoberfläche, also z. B. des Geländes einschließlich der sich darauf befindenden Objekte (Gebäude, Vegetation) (vgl. z. B. Steinle, 2005). Im Falle der ersten Interpretation eines DHM umfasst ein DGM somit neben den Punkten des DHM weitere Informationen, wie z. B. Bruchkanten, Strukturlinien und Interpolationsvorschriften. Wird das DHM als Repräsentation der Höhen eines nicht näher definierten Objekts verstanden, so wird als DGM häufig ein Modell angesehen, das die Geländeoberfläche beschreibt, wobei keine näheren Angaben gemacht werden, ob dieses nur die Geländepunkte umfasst oder auch zusätzliche Informationen wie Bruchkanten usw. (vgl. z. B. Kraus, 2004; Albertz, 2007).

*Digitale Oberflächenmodelle (DOM)* beschreiben allgemein die Oberfläche eines Objekts in einem dreidimensionalen Koordinatensystem. Häufig wird als Objekt allerdings direkt die Erdoberfläche einschließlich der natürlichen und künstlichen Objekte, die sich darauf befinden, angenommen (vgl. z. B. Kraus, 2004; Bollmann und Koch, 2001; Pfeifer, 2003). Bei dem Bezugssystem handelt es sich in diesem Fall um ein Höhensystem.

In dieser Arbeit wird unter den Begriffen *digitales Oberflächenmodell*, *digitales Geländemodell* und *normalisiertes digitales Oberflächenmodell* Folgendes verstanden:

- *Digitales Oberflächenmodell (DOM)*: Menge der digital gespeicherten Höhenwerte von Punkten, die die Höhenstruktur der Geländeoberfläche einschließlich der sich darauf befindenden Objekte, wie z. B. Vegetation oder Gebäude, hinreichend repräsentieren (vgl. Abbildung 1 links). Bei der beschriebenen Fläche handelt sich somit um die untere Grenzfläche der Atmosphäre (Bollmann und Koch, 2001) bzw. die aus der Vogelperspektive sichtbare Fläche (Pfeifer, 2003).
- *Digitales Geländemodell (DGM)*: Menge der digital gespeicherten Höhenwerte von Punkten, die die Höhenstruktur der Geländeoberfläche ohne die sich darauf befindenden Objekte, wie z. B. Vegetation oder Gebäude, hinreichend repräsentieren (vgl. Abbildung 1 Mitte). Unterhalb topographischer Objekte erfolgt eine Interpolation, da sich dort keine Geländepunkte messen lassen (vgl. Brenner, 2000, S. 14).
- *Normalisiertes digitales Oberflächenmodell (nDOM)*: Menge der digital gespeicherten Höhenwerte von Punkten, die die Höhenstruktur der Objekte über der Geländeoberfläche ohne den Einfluss des Geländes hinreichend repräsentieren (vgl. Abbildung 1 rechts). Es ergibt sich durch die Subtraktion eines DGM von einem DOM.

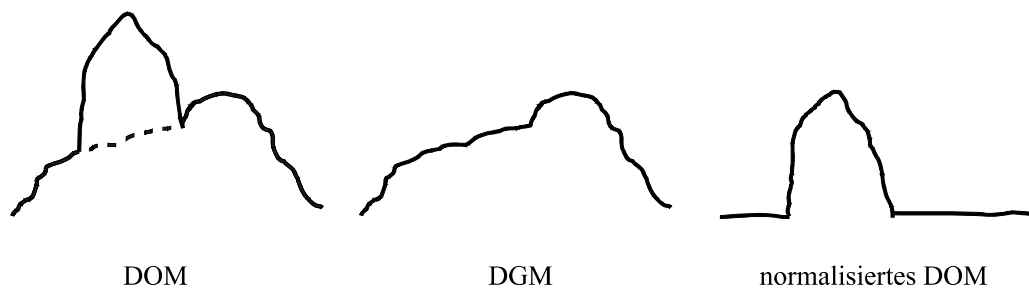


Abbildung 1: Übersicht über den Zusammenhang zwischen digitalem Oberflächenmodell (DOM), digitalem Geländemodell (DGM) und normalisiertem digitalen Oberflächenmodell (nDOM) (nach Brenner, 2000, S. 15).

### 2.1.2 Repräsentation

Die in Abschnitt 2.1.1 beschriebenen digitalen topographischen Modelle DGM, DOM und nDOM können als Graph einer Funktion  $z = f(x, y)$  repräsentiert werden. Darin stellen  $x$  und  $y$  die Lagekoordinaten eines Punktes dar und  $z$  die zugehörige Höhe. Mit dieser Darstellung kann somit jedem Lagepunkt nur ein einziger Höhenwert zugewiesen werden. Es handelt sich daher um keine echte dreidimensionale (3D) Beschreibung. Vereinfachend wird dies daher oft als zweieinhalbdimensionale (2.5D)



Darstellung bezeichnet (vgl. Bill und Fritsch, 1999, S. 12). Dreidimensionale Objekte können damit „i. a. nicht vollständig und adäquat repräsentiert werden“ (Weidner, 1997, S. 33), wobei Dachüberstände oder Überhänge Beispiele für eine nicht vollständige und vertikale Wände ein Beispiel für eine nicht adäquate Repräsentation darstellen.

Als Darstellungsform stehen in Abhängigkeit von der Definition der Topologie der Lagepunkte  $(x, y)$  zwei Möglichkeiten zur Verfügung. Die erste Möglichkeit bilden regelmäßige Raster. In diesem Fall wird für jeden Rastermittelpunkt ein Höhenwert gespeichert. Die Repräsentation als regelmäßiges Raster hat den Vorteil, dass die Nachbarschaft implizit festgelegt ist, was einen schnellen und einfachen Zugriff ermöglicht. Des Weiteren bietet sich so die Möglichkeit, die digitalen topographischen Modelle als Grauwertbilder zu interpretieren, wobei die Grauwerte die Höhenwerte darstellen. Dies ermöglicht die Anwendung bekannter Bildverarbeitungsoperatoren, die für digitale Rasterbilder entwickelt wurden. Die zweite Möglichkeit zur Definition der Nachbarschaft bilden Dreiecksvermaschungen (triangulated irregular networks, TIN). Der Vorteil dieser Repräsentation liegt darin, dass die Punkte unregelmäßig verteilt sein können, wodurch eine Anpassung der Punktdichte an die Struktur der Oberfläche ermöglicht wird. So können Bereiche mit einer unregelmäßigen Oberfläche durch mehr Punkte repräsentiert werden, während für Bereiche mit einer regelmäßigen Oberfläche im Allgemeinen eine geringere Punktdichte gewählt wird. Der Nachteil dieser Repräsentationsart liegt darin, dass die Beziehungen der Punkte zueinander explizit gespeichert werden müssen. Dies bedeutet, dass Verarbeitungsalgorithmen relativ aufwendig werden.

Aus diesen Gründen wird in dieser Arbeit ein regelmäßiges Raster als Darstellungsform für die DGM, DOM und nDOM gewählt. Da die Position der Punkte durch die Eigenschaften des Rasters (Ursprung, Rasterweite) vorgegeben ist, werden die Lagekoordinaten  $x$  und  $y$  als fehlerfrei angesehen, während die Höhen  $z$  fehlerbehaftet sein können.

### 2.1.3 Erfassung

Für die Erfassung digitaler Oberflächenmodelle eignet sich ein flugzeuggetragener Laserscanner (vgl. Abschnitt 1.1). Das Prinzip des flugzeuggetragenen Laserscannings soll hier nur in Grundzügen erläutert werden. Für detaillierte Informationen zu diesem Verfahren sei auf die Literatur verwiesen (z. B. Wehr und Lohr, 1999; Vögtle und Steinle, 2005a).

Während einer Laserscannerbefliegung erfolgt eine Abtastung der Erdoberfläche sowie der sich darauf befindenden Objekte, indem ein Laserstrahl vom Sensor ausgesandt, am Objekt reflektiert und anschließend vom Sensor wieder empfangen wird. Aus der Zeit, die der Strahl für das Zurücklegen dieser Strecke benötigt, lässt sich die Entfernung des Objekts, an dem er reflektiert wurde, zum Sensor ableiten. Sind zusätzlich Position und Orientierung des Sensorsystems bekannt, so können dreidimensionale Koordinaten für die Objektpunkte bestimmt werden.

Auf seinem Weg durch die Atmosphäre wird der Laserstrahl aufgeweitet. Dies hat zur Folge, dass der ausgesandte Laserstrahl sich nicht als Punkt sondern als endliche Fläche auf dem reflektierenden Objekt abbildet. Die auf dem Objekt ausgeleuchtete Fläche wird als *Footprint* bezeichnet. Ihre Größe hängt von der Entfernung des Sensors vom Objekt ab. Befinden sich mehrere Objekte oder Objektteile innerhalb des Strahlkegels, so wird der Laserstrahl an jedem dieser Objekte reflektiert. Dadurch werden mehrere zeitlich versetzte Signalantworten am Empfänger registriert. Während einige Laserscannersysteme das gesamte empfangene Signal aufzeichnen (full waveform scanner, z. B. TopEye MK II, TopoSys Harrier 56, RIEGL LMS-Q560, LMS-Q680, VQ-480), werden häufig nur das erste und das letzte empfangene Echo registriert. Diese werden als *First-Echo* bzw. *First-Pulse* und als *Last-Echo* bzw. *Last-Pulse* bezeichnet. Das erste registrierte Echo (First-Echo) repräsentiert dabei das höchste im Strahlkegel gelegene Objektteil, das letzte detektierte Signal (Last-Echo) repräsentiert analog das niedrigste Objektteil.

Aus den Signalantworten sowie der Position und Orientierung des Sensorsystems wird eine Punktwolke berechnet, die aus den 3D-Koordinaten der einzelnen Objektpunkte besteht. Durch Interpolation kann aus einer solchen Punktwolke ein rasterförmiges DOM abgeleitet werden. Werden hierfür nur die Punkte verwendet, die durch das erste detektierte Echo bestimmt wurden, so wird das DOM als

*First-Echo-DOM* bezeichnet. Analog ergibt sich das *Last-Echo-DOM*. Es ist nun möglich, aus den so erzeugten Oberflächenmodellen ein digitales Geländemodell zu bestimmen. Für diesen Schritt werden in der Literatur unterschiedliche Methoden vorgeschlagen (z. B. Weidner und Förstner, 1995; Axelsson, 2000; Vosselman, 2000; Tóvári und Pfeifer, 2005). In dieser Arbeit wird der Ansatz von von Hansen und Vögtle (1999) verwendet, der auf einer konvexkonkaven Hülle basiert. Durch Subtraktion des so erhaltenen DGM vom First- bzw. Last-Echo-DOM ergeben sich ein *First-* bzw. *Last-Echo-nDOM*, die, wie in Abschnitt 2.1.1 beschrieben, nur noch die Objekte oberhalb der Erdoberfläche enthalten.

Eine andere Möglichkeit für die Erzeugung digitaler Modelle der Erdoberfläche einschließlich der darauf befindlichen Objekte ist die automatische Bildzuordnung (Bildkorrelation) basierend auf Luftbildern (vgl. z. B. Kraus, 1996; Gülch, 1994; Förstner, 1993). Dieses Verfahren liefert ebenfalls zunächst Punktwolken, aus denen dann wieder digitale Oberflächenmodelle abgeleitet werden können. Auch wenn sich die mit diesem Verfahren erzielbaren Genauigkeiten denen, die mit flugzeuggetragenem Laserscanning erreicht werden können, annähern (Haala und Wolff, 2009), soll hier dennoch nicht näher darauf eingegangen werden, da die Vorteile eines aktiven Laserscanners im Vergleich mit der Bildaufnahme mit Kamerasystemen vor allem im Katastrophenfall doch bedeutend sind (vgl. Abschnitte 1.1 und 2.4).

## 2.2 Grundlagen der Bildanalyse

Nach Rosenfeld (1982) wird unter Bildanalyse die „*automatische Ableitung explizit bedeutender Beschreibungen physikalischer Objekte in der realen Welt aus Bildern*“ verstanden. Dies bedeutet, dass mithilfe der Information, die in Bildern enthalten ist, eine symbolische Beschreibung der abgebildeten Szene und der darin enthaltenen Objekte generiert werden soll. Horn (1986) betont, dass es hierfür nicht ausreicht, den Vorgang der Bildgenerierung zu invertieren, sondern dass vielmehr die Ableitung der Semantik der Objekte das Ziel der Bildanalyse ist.

Die Schwierigkeit besteht dabei in der Komplexität der Szenen, die eine Vielzahl von Objekten enthalten, welche wiederum unterschiedlichste Ausprägungen haben können. Als Grundlage für die Erkennung von Objekten wird daher Wissen über diese benötigt. Es muss klar sein, wonach in den Bildern bzw. Daten gesucht wird, da nur das genau gesehen wird, „*was man scharf ins Auge faßt*“ (Rapp, 1995). Dieses Wissen wird in einem *Modell* zusammengefasst, welches die Merkmale und Züge hervorhebt, die von Interesse sind bzw. die das gesuchte Objekt hinreichend von anderen unterscheiden, und zugleich das vernachlässigt, was als unwesentlich gilt. Das Modell hebt somit hervor und vereinfacht zugleich (Rapp, 1995). Es stellt damit die Verbindung zwischen Bild und „realer Welt“ her, indem es die Eigenschaften des Objekts festlegt und ihr erwartetes Auftreten im Bild definiert.

Der Begriff der „realen Welt“ wird in der Literatur häufig verwendet. Es stellt sich allerdings die Frage, was die „reale Welt“ tatsächlich ist. Bähr (2007) vertritt den Standpunkt, dass die „reale Welt“ ein Konstrukt ist, da sie von Menschen nicht vollständig in absoluter Weise erfasst und analysiert werden kann (Bähr und Lenk, 2002). Daher sollte seiner Meinung nach besser der Begriff „physikalische Welt“ verwendet werden, was im weiteren Verlauf dieser Arbeit auch getan wird.

Der „*Plan für die Erkennung von Objekten in Bildern durch Zuordnung von Daten zu einem Modell unter Nutzung verschiedener Methoden*“ (Mayer, 1998, S. 17) wird als (*Extraktions-*)*Strategie* bezeichnet. Sie legt also fest, welche Operationen in welcher Reihenfolge durchzuführen sind, um die in den Daten implizit enthaltene Information einem Modell zuzuordnen und so die Semantik von Objekten zu bestimmen. Im Rahmen der Strategie erfolgt somit die Nutzung des im Modell repräsentierten Wissens. Im Folgenden wird zunächst auf die Modellbildung eingegangen, bevor mögliche Strategien erläutert werden.

### 2.2.1 Modellbildung

Grundlage für die Extraktion von Objekten bzw. die Erfassung von Veränderungen an Objekten ist, wie oben bereits erwähnt, vorhandenes Wissen über diese Objekte, die zur Datenerfassung eingesetzten Sensoren sowie die beobachteten Daten. Dieses Wissen wird in einem Modell zusammengefasst und im

Rahmen dieser Modellbildung strukturiert, formalisiert und repräsentiert. So soll es möglich werden, die Semantik und Eigenschaften der Objekte allein durch die Ausführung verschiedener Algorithmen aus der in den Daten implizit enthaltenen Information zu rekonstruieren (Hinz, 2004, S. 29). Da eine Modellbildung eine gewisse Generalisierung bzw. Vereinfachung darstellt, muss diese immer hinsichtlich einer bestimmten Fragestellung bzw. Anwendung erfolgen (Rapp, 1995). Das Modell darf nicht von dem Zweck, für den es erstellt wurde, getrennt werden und ist nur im Hinblick auf diesen sinnvoll einsetzbar (Quint, 1997, S. 36). So müssen z. B. die charakteristischen Eigenschaften, durch die das Modell eines Objekts definiert wird, so ausgewählt werden, dass sie in den Daten feststellbar sind. Ist das Modell nicht auf die verwendeten Daten abgestimmt, so ist es für die Interpretation dieser Daten auch nicht geeignet.

Zur besseren Strukturierung wird das Modell in die Teile *Szenenmodell*, *Objektmodell* und *Bildmodell* unterteilt. Das *Szenenmodell* umfasst die Beschreibung einer Szene, die einen Ausschnitt der physikalischen Welt darstellt. Jede Szene umfasst verschiedene Objekte sowie ihre Beziehungen zueinander. Für jedes Objekt kann wiederum ein *Objektmodell* definiert werden, das die Beschreibung des einzelnen Objekts mit seinen Eigenschaften in der physikalischen Welt enthält. Die Beschreibung des Szenen- und Objektmodells erfolgt auf der symbolischen (formalen) Ebene. Das *Bildmodell* schließlich fasst die charakteristischen Eigenschaften der Erscheinung des Objekts auf der Datenebene (ikonische Ebene) zusammen. Hierbei wird der Begriff *Bildmodell* auch verwendet, wenn es sich um eine andere Datengrundlage als klassische Bilder handelt. Er wird vielmehr als „Oberbegriff für die Abbildung des Objektmodells auf eine beliebige Datengrundlage“ verstanden (Hinz, 2004, S. 32). Die Transformation des Objektmodells in den Bildraum wird durch das *Sensormodell* vereinfacht nachgebildet, das die Eigenschaften des verwendeten Sensors und des Aufnahmeprozesses umfasst. Mithilfe des Sensormodells ist es somit möglich, ausgehend vom Objektmodell Aussagen über das Aussehen des Objekts im Bildraum also auf Datenebene abzuleiten.

Das Modell eines Objekts kann in Komponenten unterteilt werden. Jede Komponente wird durch verschiedene Merkmale beschrieben, welche den Kategorien *geometrische Eigenschaften*, *physikalische Eigenschaften*, *topologische Eigenschaften* und *semantische Eigenschaften* zugeordnet werden können. Des Weiteren können Objekte in Teilobjekte zerlegt werden, die dann ebenfalls wieder durch diese Eigenschaften spezifiziert werden. Bei der Auswahl der charakteristischen Eigenschaften sollte darauf geachtet werden, dass über die auf Objektebene formulierten, geometrischen und physikalischen Eigenschaften eine direkte Zuordnung der aus den Daten extrahierten Merkmale zu den Teilobjekten der physikalischen Welt erfolgen kann. Nur so ist es möglich, eine Invertierung des Modells durchzuführen und den aus den Daten extrahierten Merkmalen eine semantische Bedeutung zuzuweisen (Hinz, 2004, S. 38). So ist es z. B. nicht sinnvoll, für die Erkennung und Rekonstruktion von Gebäuden aus Fernerkundungsdaten Merkmale zu verwenden, die Innenräume beschreiben. Um die Komplexität der Modelle möglichst gering zu halten, sollten solche Merkmale bei der Modellierung daher außer Acht gelassen werden. Es sollte vielmehr eine Fokussierung auf die charakteristischsten Merkmale erfolgen, die das Objekt hinreichend von allen anderen auftretenden Objekten unterscheiden.

Je nach Grad der Spezialisierung eines Modells lassen sich verschiedene *generische* und *spezifische* Modelle unterscheiden. Generische Modelle sind sehr allgemein und beschreiben anstelle bestimmter Objekte Klassen gleichartiger Objekte. Daher enthalten sie „alle wesentlichen Merkmale einer Objektklasse, ohne jedoch bestimmte Ausprägungen eines einzigen Objektes festzulegen“ (Sester, 1995, S. 25). Bei den wesentlichen Merkmalen handelt es sich überwiegend um topologische und semantische Komponenten (Quint, 1997, S. 37). Ein Beispiel für ein generisches Gebäudemodell lautet: Ein Gebäude besteht aus einem Dach, Wänden, Fenstern und Türen. Spezifische Modelle sind deutlich detaillierter und einem bestimmten Objekt besser angepasst als generische Modelle. Sie beschreiben einzelne Objekte oder kleinere Objektklassen mit geringer Variabilität. Außerdem legen sie die möglichen Werte einzelner Merkmale spezifischer fest. Bei einer spezifischen Beschreibung eines Gebäudes mit Satteldach wird dieses z. B. durch die Parameter Länge, Breite, Höhe und Dachneigung festgelegt.

Objekte treten im Allgemeinen nicht isoliert auf, sondern in Verbindung mit anderen Objekten, die sich in ihrer Umgebung befinden. Dies sollte auch bei der Erkennung von Objekten beachtet werden. Denn oft kann ein Objekt selbst von einem menschlichen Betrachter erst dann korrekt erkannt werden,

wenn Informationen über den Kontext vorhanden sind (vgl. Suetens et al., 1992). Daher sollte das Modell neben dem Wissen über das Objekt selbst auch Wissen über die umgebenden Einflüsse sowie die Relationen zu benachbarten Objekten – den Kontext – enthalten (vgl. Bähr, 2001). Dieses Wissen kann im *Kontextmodell* definiert werden. Bezüglich des Kontextes kann zwischen *lokalem Kontext* und *globalem Kontext* unterschieden werden. Ersterer beschreibt die Relationen des Objekts zu anderen, sich in seiner Nähe befindenden Objekten, während letzterer die Abhängigkeit des Objekts von seiner großräumigen Umgebung umfasst (vgl. Mayer, 1998; Hinz, 2004). Die Existenz anderer Objekte kann die Extraktion des eigentlich interessierenden Objekts entweder unterstützen – eine Fahrzeugkolonne liefert z. B. einen Hinweis auf eine sich darunter befindende Straße – oder aber behindern – Vegetation verursacht z. B. häufig Verdeckungen, wodurch die eigentlichen Objekte (Straßen, Gebäude) nicht erkannt werden können. Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dass die Erscheinungsart der Objekte im Bildmodell durch andere Objekte beeinflusst wird und andere Annahmen bezüglich des Bildmodells und damit auch bezüglich der verwendeten Extraktionsstrategie gelten müssen – Farben von Objekten erscheinen z. B. in Schattenregionen deutlich dunkler als wenn sie direkt beleuchtet werden.

Neben der Integration des Kontextes kann die Funktion der zu erfassenden Objekte bei der Modellierung eine wichtige Rolle spielen (z. B. Stark und Bowyer, 1991; Mayer, 1998; Hinz, 2004). Durch die Feststellung, welche Funktion das interessierende Objekt in der physikalischen Welt hat, können z. B. Grenzen für bestimmte Merkmale abgeleitet werden. Aus der Funktion eines Hauses, Menschen Wohnraum zu bieten, ergibt sich z. B. ein Wert für die Mindestgeschosshöhe.

### 2.2.2 Extraktionsstrategien

Unter der (*Extraktions-*)*Strategie* wird im Rahmen der Bildanalyse, wie bereits erwähnt, „*ein Plan für die Erkennung von Objekten in Bildern durch Zuordnung von Daten zu einem Modell unter Nutzung verschiedener Methoden*“ (Mayer, 1998, S. 17) verstanden. Sie definiert, durch welche Methoden zu welchem Zeitpunkt welche Information aus den Daten extrahiert und wann auf welche Bereiche des Modellwissens wie zugegriffen werden muss, um die interessierenden Objekte zu detektieren und ihnen eine Semantik zuzuweisen. Methoden können Operationen der Bildverarbeitung ebenso sein wie Verfahren zur Gruppierung von Teilobjekten oder die Suche nach der besten Zuordnung der extrahierten Merkmale zu den im Modell definierten. Insgesamt lässt sich sagen, dass durch die Strategie die Steuerung des Extraktionsprozesses erfolgt, wobei im Gegensatz zu generischen Suchstrategien Wissen über die Leistungsfähigkeit und die Wirkungsweise von Teilkomponenten des Systems verwendet wird.

Es werden grundsätzlich zwei Vorgehensweisen unterschieden – die *datengetriebene (bottom-up)* und die *modellgetriebene (top-down)*. Außerdem wird häufig eine Mischung aus beiden verwendet, was als *hybride* bzw. *gemischte* Steuerung bezeichnet wird. Die Bezeichnungen daten- bzw. modellgetrieben kommen daher, dass im einen Fall die Daten und im anderen das Modell den Ausgangspunkt für die Analyse bilden.

Datengetriebene Ansätze gehen somit von der Datenebene aus. Es werden im Allgemeinen zunächst Vorverarbeitungsschritte ausgeführt, welche die Daten für die folgende Analyse besser geeignet machen. Bei diesen Vorverarbeitungsschritten handelt es sich in der Regel um Verfahren der digitalen Bildverarbeitung. Anschließend erfolgt eine Einteilung der Daten in homogene Bereiche, sogenannte *Segmente*. Homogen bedeutet hier, dass die Pixel oder Punkte, die zu einem Segment gehören, eine gewisse gemeinsame Eigenschaft aufweisen. Dies kann z. B. ein ähnlicher Farbwert, aber auch ähnliche Textur oder bei der Verwendung von Entfernungsdaten eine ähnliche Oberflächeneigenschaft sein. Dieser Schritt wird als *Segmentierung* bezeichnet und ist noch relativ unabhängig von der gewählten Anwendung. Anschließend erfolgt der Übergang zu Merkmalen, die für die gebildeten Segmente extrahiert werden, sowie der Gruppierung zu komplexeren Strukturen. Über die ausgewählten Merkmale erfolgt schließlich die Zuordnung der Primitive, bei denen es sich entweder um einzelne oder um gruppierte Segmente handeln kann, zum Modell. Dies bedeutet, dass der Vergleich zwischen Daten und Modell auf symbolischer Ebene stattfindet. Das Objektmodell und damit das vorhandene Wissen wird bei dieser Vorgehensweise somit erst relativ spät eingesetzt. Datengetriebene Ansätze sind vor allem dann geeignet, wenn ein nicht genau spezifiziertes Modell vorliegt, die Instanzen der Objekte al-

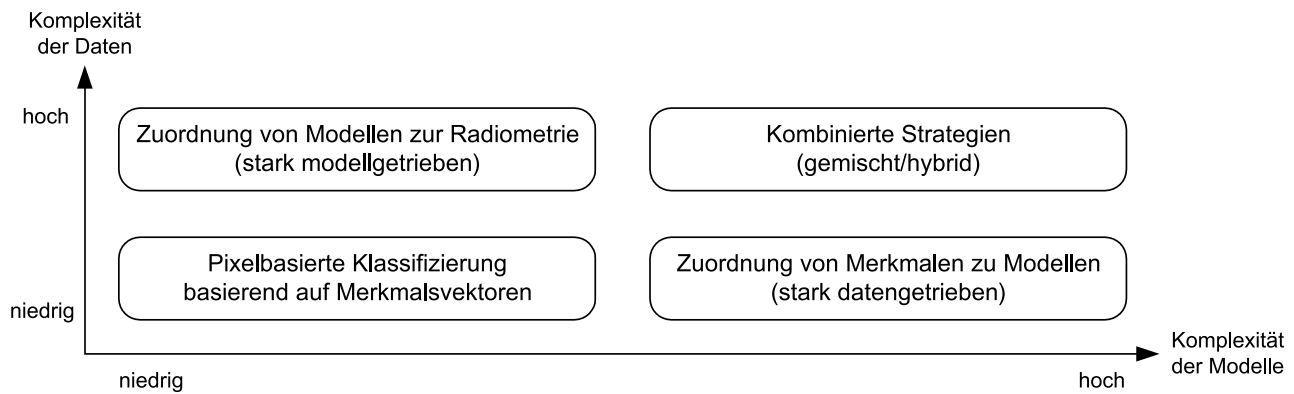


Abbildung 2: Übersicht über die Eignung der Strategien in Abhängigkeit von der Komplexität der Daten und Modelle (nach Suetens et al., 1992; Mayer, 1998; Hinz, 2004).

so unterschiedliche Ausprägungen haben können. Dies ist z. B. bei der Erkennung und Rekonstruktion komplexer Gebäude basierend auf Laserscannerdaten der Fall.

Bei modellgetriebenen Vorgehensweisen erfolgt zunächst eine Projektion des Objektmodells in das Bild bzw. auf die Datenebene. Hierfür wird ein detailliertes Sensormodell benötigt, das die Transformation vom Objekt- in den Bildraum definiert. Des Weiteren muss das Objektmodell sehr spezifisch festgelegt sein. Der Vergleich zwischen Modell und Daten findet bei dieser Vorgehensweise auf der Datenebene statt. Dazu wird das projizierte Objektmodell meist in Objektteile zerlegt, die anschließend in den Daten gesucht werden. Diese Suche erfolgt über den Vergleich der synthetisch generierten Ansicht mit den Daten. Eine hohe Ähnlichkeit zwischen projiziertem Objekt und einem gewissen Ausschnitt der Daten unterstützt die Hypothese für das Auftreten des Objekts an der entsprechenden Stelle im Bild. Handelt es sich um ein sehr generisches Modell (z. B. für nichttriviale Objekte), so müssen sehr viele verschiedene Ansichten generiert und mit den Daten verglichen werden, was schnell zu einem extrem starken Anwachsen der kombinatorischen Möglichkeiten führen kann. Vorteile bietet die Methode vor allem im Falle einfacher, genau spezifizierter Modelle und komplexer Daten, wenn letztere z. B. unvollständig oder stark verrauscht sind (Suetens et al., 1992). Sie kann somit z. B. für die Erkennung und Rekonstruktion von einfach zu beschreibenden Objekten wie Fahrzeugen in Luftbildern eingesetzt werden.

Hybride bzw. gemischte Strategien wechseln zwischen daten- und modellgetriebenem Vorgehen. Es wird z. B. datengetrieben mit der Extraktion von Primitiven und deren Merkmalen aus den Daten begonnen und so eine Hypothese für die Existenz eines Objekts oder Objektteils generiert. Diese kann anschließend mit einem modellgetriebenen Ansatz verifiziert werden. Darauf aufbauend können dann neue Hypothesen für weitere z. B. daran angrenzende Objekte formuliert werden. Eine hybride Strategie sollte verwendet werden, wenn sowohl komplexe Daten als auch komplexe Modelle vorliegen und rein daten- bzw. modellgetriebene Ansätze deshalb versagen. Dies ist z. B. bei der Extraktion von Straßennetzen aus Luftbildern der Fall.

Es wird deutlich, dass die Eignung einer Strategie stark von der Komplexität der Daten und Modelle abhängt. Die Einteilung nach Suetens et al. (1992) ist in Abbildung 2 veranschaulicht. Hierin ist als bisher nicht beschriebene Strategie die pixelbasierte Klassifizierung basierend auf Merkmalsvektoren genannt, die dann zum Einsatz kommen kann, wenn sowohl Daten als auch Modelle geringer Komplexität vorliegen. Ein Beispiel hierfür ist die pixelbasierte Klassifizierung von Landnutzungsarten basierend auf Satellitenbildern.

## 2.3 Klassifizierungsverfahren

Wird eine datengetriebene Strategie verfolgt, so erfolgt – wie in Abschnitt 2.2.2 erwähnt – die Verbindung zwischen den aus den Daten extrahierten Primitiven und dem Modell über die ausgewählten Merkmale. Für die Zuordnung der Segmente zu den im Modell vorgegebenen Begriffen (Klassen) mit-

tels ihrer charakteristischen Eigenschaften stehen verschiedene Möglichkeiten zur Verfügung, die im Folgenden als *Klassifizierungsverfahren* bezeichnet werden. Allgemein wird zwischen *impliziten* und *expliziten* Klassifizierungsverfahren unterschieden.

Implizite Verfahren zeichnen sich dadurch aus, dass die Wissensbasis implizit vorliegt, was bedeutet, dass das Wissen während der Klassifizierung heuristisch eingeführt wird. Die Modellparameter dieser Verfahren repräsentieren meist Größen, unter denen sich der Mensch nicht unmittelbar etwas vorstellen kann (Bähr, 2005, S. 84). Die Bestimmung dieser Parameter erfolgt daher mithilfe eines Lernprozesses, während dessen die Parameter aus Trainingsdaten abgeleitet werden. Um die Parameter zuverlässig bestimmen zu können, ist somit eine genügend große Anzahl an Trainingsbeispielen für jede Klasse nötig (z. B. bei der multispektralen Klassifizierung). Da für die Entwicklung der Verfahren, die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellt werden, nur eine sehr begrenzte Datenmenge zur Verfügung stand (vgl. Abschnitt 5.2) und die impliziten Verfahren damit als weniger oder zumindest als nicht optimal geeignet erschienen, wird auf diese im Folgenden nicht weiter eingegangen. Als weiteres Beispiel für implizite Verfahren seien neuronale Netze genannt.

In expliziten Verfahren liegt das Wissen vorab formalisiert vor und kann im Gegensatz zu impliziten Verfahren explizit formuliert werden. Somit sind die Modellparameter dieser Verfahren dem Menschen besser einsichtig. Verfahren, in denen die Wissensbasis explizit formuliert ist, werden auch als wissensbasierte Verfahren bezeichnet. Diese eignen sich besonders dann, wenn Expertenwissen a priori formalisiert vorliegt. In diesem Fall haben sie im Vergleich zu impliziten Verfahren den Vorteil, dass keine Trainingsbeispiele benötigt werden. Aufgrund dieser Eigenschaft und des in Form des Schadenskatalogs vorliegenden Expertenwissens über die unterschiedlichen Arten eingestürzter Gebäude (vgl. Abschnitt 2.5.2), erscheinen die expliziten Verfahren für die Umsetzung der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden besser geeignet.

Sowohl bei der Formalisierung von Wissen als auch bei der Inferenz, in deren Rahmen Schlussfolgerungen basierend auf dem vorliegenden Wissen gezogen werden, treten immer wieder unsichere, unscharfe und einander widersprechende Aussagen auf. Diese sollten im Rahmen der Modellierung sowie der Realisierung der Extraktionsstrategie konsequent berücksichtigt werden. Hierfür existieren verschiedene Theorien, wie z. B. die Wahrscheinlichkeits- oder Bayes-Theorie, die Evidenz-Theorie oder die Theorie der unscharfen Mengen und Logik (Fuzzy-Theorie). Um die verschiedenen Theorien anwenden zu können, müssen jeweils andere Annahmen erfüllt sein, woraus sich unterschiedliche Vor- und Nachteile ergeben.

In den folgenden Abschnitten werden zunächst die Grundlagen der *Bayes-Theorie*, der *Dempster-Shafer-Evidenztheorie* sowie der *Fuzzy-Theorie* als Basis für wissensbasierte Klassifizierungsverfahren, die für die Klassifizierung eingestürzter Gebäude eingesetzt werden können, erläutert, bevor sie miteinander verglichen werden.

### 2.3.1 Klassifizierung basierend auf dem Bayes-Theorem

Die Bayes-Theorie bildet eine erste Möglichkeit, um mithilfe beobachteter Daten Rückschlüsse auf Hypothesen ziehen zu können. Sie wird als mathematisch fundierter angesehen als die in den folgenden Abschnitten beschriebene Dempster-Shafer-Evidenztheorie und die Fuzzy-Theorie. Allerdings sind die Voraussetzungen, die für die Anwendung der Bayes-Inferenz erfüllt sein müssen, auch wesentlich strikter als die bei Verwendung der beiden anderen Theorien.

Der Bayes'sche Wahrscheinlichkeitsbegriff stellt eine Verallgemeinerung des klassischen Wahrscheinlichkeitsbegriffs dar. Während in der traditionellen Statistik Wahrscheinlichkeiten nur zufälligen Ereignissen, die aus Zufallsexperimenten resultieren, zugeordnet werden können, führt der Bayes'sche Wahrscheinlichkeitsbegriff Wahrscheinlichkeitsverteilungen für unbekannte Parameter ein, die nicht das Ergebnis von Zufallsexperimenten darstellen (Koch, 2000, S. 1). Auf diese Weise lassen sich auch Aussagen Wahrscheinlichkeiten zuordnen. Da die klassische Wahrscheinlichkeit, die als relative Häufigkeit interpretiert werden kann, „*unabhängig von einem erkennenden menschlichen Individuum existiert*“ (Wickmann, 1990, S. 14), wird sie häufig auch als *objektive* Wahrscheinlichkeit bezeichnet. Im Gegensatz dazu wird in der Bayes-Theorie Wahrscheinlichkeit als Grad des persönlichen Vertrauens (*degree*

of belief) hinsichtlich des Eintreffens eines bestimmten Ereignisses interpretiert. Da es sich nach dieser Interpretation bei einer Wahrscheinlichkeit um eine von einer Person abhängige Größe handelt, ist in diesem Fall auch von *subjektiven* Wahrscheinlichkeiten die Rede. Sowohl bei objektiven als auch bei subjektiven Wahrscheinlichkeiten wird gefordert, dass die Wahrscheinlichkeit, die nicht für ein Ereignis spricht, gegen dieses spricht und somit dem komplementären Ereignis zugeordnet ist. Unwissen kann daher nur durch eine gleichmäßige Verteilung der Wahrscheinlichkeiten auf alle möglichen Ereignisse modelliert werden.

Für die Erläuterung der für das Lösen einer Klassifizierungsaufgabe relevanten Grundlagen der Bayes-Theorie wird von folgender Problemstellung ausgegangen: Es seien die  $k$  einander ausschließenden Klassen  $C_1, C_2, \dots, C_k$  mithilfe der  $n$  beobachteten Merkmale  $x_1, x_2, \dots, x_n$  zu unterscheiden, die in einem Vektor  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  zusammengefasst werden können.

Um die Frage beantworten zu können, welcher Klasse  $C_i$  ein Objekt mit einem gegebenen Merkmalsvektor  $\mathbf{x}$  zugeordnet werden soll, werden zunächst die Wahrscheinlichkeiten berechnet, die sich für jede Klasse  $C_i$  ergeben, wenn der Vektor  $\mathbf{x}$  beobachtet wurde. Mithilfe des Bayes-Theorems können diese Wahrscheinlichkeiten  $P(C_i|\mathbf{x})$  folgendermaßen ausgedrückt werden (vgl. z. B. Bishop, 2006, S. 39; Duda et al., 2001, S. 24):

$$P(C_i|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|C_i) P(C_i)}{p(\mathbf{x})} \quad \text{mit} \quad p(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k p(\mathbf{x}|C_j) P(C_j) \quad (1)$$

Hierbei stellt  $P(C_i)$  die *A-priori-Wahrscheinlichkeit*<sup>4</sup> der Klasse  $C_i$  dar, die mithilfe der beobachteten Merkmale  $\mathbf{x}$  unter Anwendung des Bayes-Theorems in die *A-posteriori-Wahrscheinlichkeit*<sup>5</sup>  $P(C_i|\mathbf{x})$  transformiert werden kann.  $p(\mathbf{x}|C_i)$  gibt an, wie wahrscheinlich die beobachteten Merkmale  $\mathbf{x}$  für die unterschiedlichen Klassen  $C_i$  auftreten. Wird  $p(\mathbf{x}|C_i)$  als Funktion über die unterschiedlichen Klassen aufgefasst, so wird  $p(\mathbf{x}|C_i)$  als *Likelihood* oder *Likelihood-Funktion* bezeichnet. Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei der Likelihood-Funktion nicht um eine Wahrscheinlichkeitsverteilung handelt und die Summe über die verschiedenen Klassen somit nicht (notwendigerweise) gleich eins ist (Bishop, 2006, S. 22). Wird  $p(\mathbf{x}|C_i)$  allerdings als Funktion von  $\mathbf{x}$  für eine feste Klasse interpretiert, so handelt es sich dabei um eine sogenannte *klassenbedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion* (*class conditional probability density function*), welche die Bedingungen, die an Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen gestellt werden, erfüllen muss (vgl. z. B. Kreyszig, 1998, S. 81). Der Term  $p(\mathbf{x})$  im Nenner von Gleichung (1) ist für alle Klassen  $C_i$  identisch. Er fungiert als Normierungsfaktor und bewirkt, dass die Summe der A-posteriori-Wahrscheinlichkeiten eins ergibt.

Die Entscheidung<sup>6</sup> für eine Klasse, welcher das Objekt mit dem Merkmalsvektor  $\mathbf{x}$  zugeordnet werden soll, wird mithilfe der A-posteriori-Wahrscheinlichkeit getroffen. Es wird die Klasse  $\hat{C}_{MAP}$  ausgewählt, für welche die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit maximal ist:

$$\hat{C}_{MAP} = \arg \max_{C_i} P(C_i|\mathbf{x}) = \arg \max_{C_i} \frac{p(\mathbf{x}|C_i) P(C_i)}{p(\mathbf{x})} = \arg \max_{C_i} p(\mathbf{x}|C_i) P(C_i) \quad (2)$$

Daher wird diese Schätzung auch als *Maximum-a-posteriori-Schätzung*, kurz *MAP-Schätzung*, bezeichnet. Da  $p(\mathbf{x})$ , wie oben erwähnt, eine Konstante darstellt und somit unabhängig von  $C_i$  ist, hat sie auf das Argument, für welches das Maximum auftritt, keine Auswirkung. Daher kann auf diesen Term verzichtet werden.

Sind die A-priori-Wahrscheinlichkeiten  $P(C_i)$  sowie die klassenbedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen  $p(\mathbf{x}|C_i)$  bekannt, so kann die Klasse, der das Objekt mit Merkmalsvektor  $\mathbf{x}$  zugewiesen werden soll, mithilfe von Gleichung (2) relativ einfach bestimmt werden. Das Problem der Bayes-Klassifizierung liegt nun allerdings darin, diese Werte bzw. Funktionen zu bestimmen (Duda et al.,

<sup>4</sup>In der Literatur wird häufig auch der Begriff *Priori-Wahrscheinlichkeit* verwendet.

<sup>5</sup>In der Literatur wird häufig auch der Begriff *Posteriori-Wahrscheinlichkeit* verwendet.

<sup>6</sup>Genau genommen kann nur ein menschliches Individuum eine Entscheidung treffen. Ein System kann nur Vorschläge machen, die der Anwender bei seiner Entscheidung berücksichtigen kann. Dennoch wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit der Begriff *Entscheidung* auch für die Vorschläge eines Klassifizierungsverfahrens verwendet.

2001, S. 91). Hierfür kann zum einen A-priori-Wissen eingesetzt werden, z. B. über die Form der Verteilungsfunktionen oder den Wertebereich der unbekannt Parameter, zum anderen können Trainingsdaten oder Simulationsrechnungen dazu verwendet werden, diese Parameter zu schätzen. Für die A-priori-Wahrscheinlichkeiten wird – sofern nichts anderes bekannt ist – in der ersten Iteration häufig eine Gleichverteilung über die Klassen  $C_i$  angenommen, was bedeutet, dass das Auftreten jeder Klasse als gleich wahrscheinlich angesehen wird. Für die klassenbedingten Wahrscheinlichkeitsdichten wird meist eine bekannte parametrische Form angenommen, deren Parametervektor  $\theta$  mithilfe von Trainingsdaten gelernt wird, was auch als *Bayes'sches Lernen* bezeichnet wird.

Wird davon ausgegangen, dass alle Klassen die gleiche A-priori-Wahrscheinlichkeit  $P(C_i)$  haben, so hat  $P(C_i)$  ebenfalls keine Auswirkung auf das Argument, für das die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit maximal wird. In diesem Fall ist der MAP-Klassifikator identisch mit dem *Maximum-Likelihood-Klassifikator*, bei dem die Klasse  $\hat{C}_{ML}$  mit dem größten Likelihood-Wert gewählt wird. Es gilt:

$$\hat{C}_{ML} = \arg \max_{C_i} p(\mathbf{x}|C_i) \quad (3)$$

Wird weiter angenommen, dass die Merkmale einer Klasse zusätzlich noch bedingt unabhängig voneinander sind, so ergibt sich die klassenbedingte Wahrscheinlichkeitsdichte des Merkmalsvektors  $\mathbf{x}$  durch Multiplikation der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten  $p(x_j|C_i)$  der einzelnen Merkmale  $x_j$  wie folgt:

$$p(\mathbf{x}|C_i) = \prod_{j=1}^n p(x_j|C_i) \quad (4)$$

Wird dies in Gleichung (2) eingesetzt, so geht der MAP-Klassifikator in den *naiven Bayes-Klassifikator* über (vgl. z. B. Mitchell, 1997, S. 177), für den gilt:

$$\hat{C}_{NB} = \arg \max_{C_i} P(C_i) \prod_{j=1}^n p(x_j|C_i) \quad (5)$$

### 2.3.2 Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie

Die Dempster-Shafer-Theorie stellt eine Erweiterung der Bayes-Theorie dar. Es handelt sich dabei um eine probabilistische Evidenztheorie, die zunächst von A. P. Dempster in den 60er-Jahren des 20. Jahrhunderts eingeführt und später von G. Shafer (1976) weiterentwickelt wurde. Gegenüber der Bayes-Theorie bietet sie den Vorteil, dass auch unvollständiges und ungenaues Wissen modelliert werden kann. Daher wird die Dempster-Shafer-Theorie häufig für die Fusion von Daten verschiedenartiger Quellen oder Sensoren sowie für Klassifizierungsprobleme eingesetzt.

Im Folgenden sollen die Grundlagen der Dempster-Shafer-Theorie erläutert werden, wobei die Ausführungen hauptsächlich auf Liu und Yager (2008), Klein (2004) und Shafer (1976) basieren. Wie schon in Abschnitt 2.3.1 wird dabei von einem Klassifizierungsproblem ausgegangen, bei dem  $k$  einander ausschließende Klassen  $C_1, C_2, \dots, C_k$  unterschieden werden sollen. Für die Zuweisung eines Objekts zu einer dieser Klassen werden Hinweise aus  $n$  Informationsquellen verwendet. Bei den Informationsquellen kann es sich z. B. um unterschiedliche Sensoren handeln oder um Merkmale, die aus den erfassten Daten extrahiert werden. Die Menge  $\Theta = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$  der  $k$  zu unterscheidenden Klassen wird im englischen Sprachgebrauch als *frame of discernment* bezeichnet, was im Deutschen häufig mit den Begriffen *Ereignisraum*, *Wahrnehmungsrahmen* oder *Hypothesenraum* übersetzt wird. Im weiteren Verlauf wird der Ausdruck *Ereignisraum* verwendet. Die Potenzmenge von  $\Theta$  wird mit  $2^\Theta$  bezeichnet und ist definiert als die Menge aller Teilmengen von  $\Theta$ . Hierzu gehören einerseits die Mengen, die jeweils nur ein atomares Element von  $\Theta$  enthalten (z. B.  $\{C_i\}$ ) und andererseits die Mengen, die mehrere dieser atomaren Elemente von  $\Theta$  umfassen (z. B.  $\{C_i, C_j\} = \{C_i\} \cup \{C_j\}$ ), einschließlich der Menge  $\Theta$  selbst. Des Weiteren enthält  $2^\Theta$  die leere Menge  $\emptyset$ . Bei den Elementen von  $2^\Theta$  handelt es sich um Mengen, die im Folgenden mit  $A_i$  bezeichnet werden, wobei  $i = 1, \dots, 2^k$  gilt. Sollen z. B. die drei Klassen  $C_1, C_2$  und  $C_3$  unterschieden werden, ergibt sich somit

$$\Theta = \{C_1, C_2, C_3\},$$



$$2^\Theta = \{\emptyset, \{C_1\}, \{C_2\}, \{C_3\}, \{C_1, C_2\}, \{C_1, C_3\}, \{C_2, C_3\}, \{C_1, C_2, C_3\}\}.$$

Im Gegensatz zur Bayes-Theorie, in der nur disjunkten Elementen bzw. Ereignissen Vertrauensmaße im Sinne von Wahrscheinlichkeiten zugewiesen werden können, ermöglicht es die Dempster-Shafer-Theorie die sogenannten *Vertrauensdichten* (*basic belief masses*, *bbm*) auf alle Elemente aus  $2^\Theta$  zu verteilen. Eine Funktion  $m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , die jedem Element der Potenzmenge des Ereignisraums eine Vertrauensdichte zuordnet, wird als *Vertrauensdichtefunktion*<sup>7</sup> (*basic belief assignment*, *bb*) bezeichnet, wenn gilt:

$$\begin{aligned} m(\emptyset) &= 0, \\ \sum_{A_i \subseteq \Theta} m(A_i) &= 1. \end{aligned} \quad (6)$$

Dies bedeutet, dass die Unterstützung des unmöglichen Ereignisses, das durch die leere Menge repräsentiert wird, immer gleich null ist und die Gesamtvertrauensdichte eins beträgt.

Die Vertrauensdichte  $m(A_i)$  einer Menge  $A_i$  drückt den Grad aus, zu dem exakt diese Menge unterstützt wird. Er kann nicht etwa auf Teilmengen von  $A_i$  aufgeteilt werden. Stellt  $A_i$  eine Menge dar, die aus mehreren Einzelklassen  $C_j$  besteht, so gibt  $m(A_i)$  den Grad an, zu dem die zugehörigen Einzelklassen nicht unterschieden werden können. Auf diese Weise kann somit Unwissen modelliert werden. Eine Vertrauensdichte  $m(\Theta) > 0$  gibt den Grad an, zu dem keine Aussage über die Klassenzugehörigkeit eines Objekts gemacht werden kann. Völliges Unwissen wird damit durch  $m(\Theta) = 1$  modelliert. Dies stellt einen Unterschied zur Bayes-Theorie dar, bei der völliges Unwissen nur durch Verwenden einer Gleichverteilung als Wahrscheinlichkeitsverteilung realisiert werden kann (vgl. Abschnitt 2.3.1). Im Gegensatz zur Bayes-Theorie, bei der aufgrund des 3. Axioms der Wahrscheinlichkeitslehre für zwei sich gegenseitig ausschließende Ereignisse  $A_i$  und  $A_j$   $P(A_i \cup A_j) = P(A_i) + P(A_j)$  gelten muss (vgl. Koch, 2000), ermöglicht es die Evidenztheorie außerdem, der Vereinigung mehrerer Elemente, z. B.  $C_i$  und  $C_j$ , eine Vertrauensdichte  $m(\{C_i, C_j\}) > 0$  zuzuweisen und gleichzeitig die Vertrauensdichten der Einzelemente  $m(\{C_i\}) = m(\{C_j\}) = 0$  zu setzen. Die Elemente  $A_i \in 2^\Theta$ , für die  $m(A_i) > 0$  gilt, werden als *fokale Elemente* bezeichnet.

Im Rahmen einer Klassifizierungsaufgabe wird nun für jedes Merkmal eine Vertrauensdichtefunktion über der Potenzmenge von  $\Theta$  definiert, mit deren Hilfe bestimmt werden kann, zu welchem Grad das betrachtete Objekt zu welcher Klasse bzw. Klassenkombination zugehörig sein könnte. Zwei Vertrauensdichtefunktionen  $m_1$  und  $m_2$  aus unterschiedlichen, voneinander unabhängigen Quellen, die für denselben Ereignisraum  $\Theta$  definiert sind, können mithilfe der *Kombinationsregel von Dempster* (*Dempster's rule of combination*) zu einer neuen Vertrauensdichtefunktion  $m_{komb} = m_1 \oplus m_2$  kombiniert werden.  $m_{komb} : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  ist definiert durch  $m_{komb}(\emptyset) = 0$  und

$$m_{komb}(A_l) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = A_l} m_1(A_i) m_2(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(A_j)} \quad \text{für } A_l \neq \emptyset, A_i \in 2^\Theta, A_j \in 2^\Theta. \quad (7)$$

Die Summe im Nenner von Gleichung (7) wird häufig mit  $K$  bezeichnet. Sie ist ein Maß für den Konflikt bzw. die Widersprüchlichkeit der kombinierten Informationsquellen und repräsentiert den Anteil der Vertrauensdichte, welcher der leeren Menge zugewiesen werden müsste. Da  $m_{komb}(\emptyset) = 0$  gelten muss, wird dieser Anteil auf die Vertrauensdichten der restlichen fokalen Elemente von  $m_{komb}$  aufgeteilt. Je größer  $K$  wird, desto stärker widersprechen sich die beiden Quellen und desto weniger sinnvoll ist ihre Kombination. Widersprechen sich zwei Quellen völlig, so gilt  $K = 1$ . In diesem Fall ist die Dempster'sche Kombinationsregel nicht definiert, und die beiden Quellen können nicht kombiniert werden. Dies stellt einen deutlichen Nachteil der Dempster-Shafer-Theorie dar.

Da die Verknüpfung  $\oplus$  assoziativ und kommutativ ist, kann die Kombination der Vertrauensdichten von mehr als zwei Informationsquellen iterativ erfolgen. Dies bedeutet, dass zunächst die Vertrauensdichtefunktionen zweier Informationsquellen kombiniert werden und die sich so ergebende neue

<sup>7</sup>In der Literatur ist häufig von *basic probability masses* (*bpm*) und *basic probability assignments* (*bpa*) bzw. *mass functions* die Rede, was zu den deutschen Übersetzungen *Wahrscheinlichkeitsmasse* oder *Massefunktion* führt. Da die Werte allerdings nichts mit Wahrscheinlichkeiten zu tun haben, werden in dieser Arbeit die Begriffe *Vertrauensdichte* und *Vertrauensdichtefunktion* verwendet, um eine Verwechslung mit Wahrscheinlichkeiten zu vermeiden.

Vertrauensdichtefunktion anschließend mit der Vertrauensdichtefunktion einer weiteren Informationsquelle verknüpft wird.

Ist eine Vertrauensdichtefunktion  $m$  gegeben, so kann daraus eine sogenannte *Vertrauensfunktion* (*belief function*)  $Bel : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  abgeleitet werden, die im Deutschen auch als *Glaubensfunktion* oder *Belief-Funktion* bezeichnet wird. Es gilt:

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad (8)$$

$Bel(A_i)$  wird als *Vertrauensmaß* (*degree of belief*) bezeichnet und stellt ein Maß für das gesamte Vertrauen in  $A_i$  dar. Im Gegensatz zu  $m(A_i)$ , welches das Vertrauen repräsentiert, das exakt  $A_i$  zugeordnet wird, umfasst  $Bel(A_i)$  somit zusätzlich die Vertrauensdichten, die den Teilmengen von  $A_i$  zugewiesen werden. Der Grad des Vertrauens in eine Menge  $A_i$ , sagt nichts darüber aus, wie stark  $A_i$  bezweifelt wird, sprich zu welchem Grad die Komplementärmenge  $\bar{A}_i$  bezüglich des Ereignisraums  $\Theta$  unterstützt wird, wobei  $A_i \cap \bar{A}_i = \emptyset$  gilt. Dies erfolgt durch den *Grad des Zweifels* (*degree of doubt*)  $Dou(A_i)$ , für den gilt:

$$Dou(A_i) = Bel(\bar{A}_i) \quad (9)$$

Mithilfe des Grads des Zweifels ergibt sich ein weiteres Maß – der *Grad an Plausibilität* (*degree of plausibility*)  $Pl(A_i)$  – das eine Aussage darüber macht, wie glaubhaft oder plausibel  $A_i$  ist. Es gilt:

$$Pl(A_i) = 1 - Dou(A_i) = 1 - Bel(\bar{A}_i) \quad (10)$$

Eine andere Möglichkeit die Plausibilität zu definieren, ist über die Vertrauensdichtefunktion  $m$ . Für die *Plausibilitätsfunktion* (*plausibility function*)  $Pl : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  gilt dann:

$$Pl(A_i) = \sum_{A_j \cap A_i \neq \emptyset} m(A_j) \quad (11)$$

Somit entspricht die Plausibilität  $Pl(A_i)$  der Summe der Vertrauensdichten, die nicht gegen  $A_i$  sprechen, und damit dem maximal möglichen Vertrauen in  $A_i$ . Für jede Menge  $A_i$  gilt, dass ihre Plausibilität nie kleiner ist als der Grad, zu dem ihr vertraut wird. Somit gilt folgende Ungleichung:

$$0 \leq Bel(A_i) \leq Pl(A_i) \leq 1 \quad (12)$$

Häufig werden Vertrauensmaß und Plausibilität auch als *untere* bzw. *obere Wahrscheinlichkeit* (*lower and upper probability*) bezeichnet und als untere bzw. obere Grenze einer unbekanntem Wahrscheinlichkeit interpretiert (Quint, 1997, S. 68). Da die Existenz einer Wahrscheinlichkeit allerdings nicht feststeht, sollte dies vermieden werden. Vertrauensmaß und Plausibilität sollten vielmehr als Grenzen eines Intervalls angesehen werden, in dem das tatsächliche Vertrauen in  $A_i$  liegt. Dieses wird im Folgenden als *Vertrauensintervall* bezeichnet (vgl. Abbildung 3). Die Breite dieses Intervalls ( $Pl(A_i) - Bel(A_i)$ ) ist ein Maß für die Ungewissheit bzw. Unkenntnis. Vollständige Ungewissheit bzw. Unkenntnis hinsichtlich des Vertrauensmaßes wird somit durch das Intervall  $[0, 1]$  ausgedrückt, während ein Intervall, das zu einem Punkt degeneriert ist, bedeutet, dass der Wert des Vertrauensmaßes als sicher angenommen werden kann.

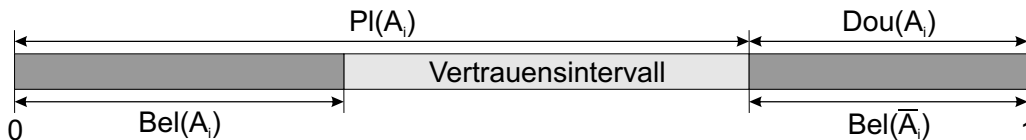


Abbildung 3: Zusammenhang zwischen Vertrauensintervall, Vertrauensmaß, Plausibilität und Zweifel.

Wird als Vertrauensdichtefunktion eine Wahrscheinlichkeitsfunktion gewählt, die nur einelementigen Teilmengen von  $2^\Theta$  eine Vertrauensdichte größer null zuordnet, so stellt die Vertrauensfunktion eine Verteilungsfunktion dar (Beck, 2005). In diesem Fall gilt für alle  $A_i \in 2^\Theta$ :  $Bel(A_i) = Pl(A_i)$  und die Dempster-Shafer-Theorie liefert dieselben Ergebnisse wie die Bayes-Theorie. Die Vertrauensfunktion wird dann als *Bayes'sche Vertrauensfunktion* (*Bayesian belief function*) bezeichnet.

Soll die Dempster-Shafer-Theorie für eine Entscheidungsfindung genutzt werden, z. B. in einem Klassifizierungsproblem, so muss eine Regel festgelegt werden, nach der die Entscheidung getroffen wird. Hierfür gibt es verschiedene Möglichkeiten, von denen die folgenden die drei gängigsten sind (vgl. Bloch, 1996; Le Hégarat-Masclé et al., 1997):

- maximale Plausibilität:  $\hat{C} = \arg \max_{C_i \in \Theta} Pl(\{C_i\})$ ,
- maximales Vertrauensmaß:  $\hat{C} = \arg \max_{C_i \in \Theta} Bel(\{C_i\})$ ,
- maximales Vertrauensmaß bei nicht überlappenden Vertrauensintervallen:  

$$\hat{C} = \arg \max_{C_i \in \Theta} Bel(\{C_i\}) \quad \text{mit} \quad Bel(\{C_i\}) > \max_{\substack{C_j \in \Theta \\ C_i \neq C_j}} Pl(\{C_j\}).$$

Da Entscheidungsregeln wie das maximale Vertrauensmaß über alle Aussagen immer Aussagen bevorzugen, die aus mehreren atomaren Elementen zusammengesetzt sind (sofern die Vertrauensdichten der Einzelemente nicht null sind), werden meist nur die Einzelemente  $C_i$ , die in  $\Theta$  enthalten sind, für die Entscheidungsfindung hinzugezogen. Dies wurde in der Formulierung der drei oben angegebenen Regeln bereits berücksichtigt. Die dritte Regel ist sehr strikt und daher nicht immer erfüllbar. Wird diese Regel verwendet, so wird ein Objekt als *nicht klassifizierbar* bezeichnet, wenn die Regel für keine Klasse erfüllt ist.

### 2.3.3 Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie

Nach dem klassischen Mengenbegriff gehört ein Element  $x$  aus einer Grundmenge  $X$  einer Menge  $A$  entweder an oder es gehört ihr nicht an. Der Fall, dass ein Objekt nur zu einem gewissen Grad Element einer Menge ist, ist nicht definiert. In der physikalischen Welt treten allerdings häufig Mengen bzw. Klassen auf, deren Zugehörigkeitskriterien vage definiert werden und für die somit nicht immer eindeutig entschieden werden kann, ob ihnen ein Element nun angehört oder nicht. Beispiele hierfür sind unter anderem die „Menge der großen Menschen“ oder die „Menge der schnellen Autos“.

Um diese Problematik zu umgehen, führte Zadeh (1965) den Begriff der *unscharfen Mengen* ein. Eine unscharfe Menge  $\tilde{A}$  zeichnet sich dadurch aus, dass für jedes Element  $x \in X$  ein Wert  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  im Intervall  $[0, 1]$  festgelegt werden kann, der den Grad der Zugehörigkeit von  $x$  zu  $\tilde{A}$  angibt (Bronstein et al., 2001, S. 372). Die Zugehörigkeit ist dabei umso größer, je größer  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  ist. 0 bedeutet demzufolge *nicht zugehörig* und 1 *voll zugehörig*.  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  wird daher als *Zugehörigkeitsgrad* bzw. *Zugehörigkeitswert* an der Stelle  $x$  bezeichnet. Die Funktion  $\mu_{\tilde{A}} : X \rightarrow [0, 1]$  heißt *Zugehörigkeitsfunktion*.

Eine scharfe Menge stellt somit einen Spezialfall einer unscharfen Menge dar, für welche die Zugehörigkeitsfunktion nur die Werte 0 und 1 annimmt. Ein Beispiel für die unterschiedlichen Zugehörigkeitsfunktionen bei einer Definition der „Menge der großen Menschen“ im Sinne der scharfen bzw. der unscharfen Mengenlehre zeigt Abbildung 4. Als Zugehörigkeitsfunktionen kommen prinzipiell beliebige Funktionen mit dem Wertebereich  $[0, 1]$  in Frage. Aus rechentechnischen Gründen werden sie allerdings häufig stückweise linear definiert, da so eine einfachere und damit schnellere Berechnung der Zugehörigkeitswerte möglich ist. Außerdem liegen in vielen Fällen aufgrund der Unschärfe keine strengen Zuordnungen zwischen einem Element und seiner Zugehörigkeit zu einer Menge vor. Daher ist es oft ausreichend, den Übergang von den nicht zu der Menge gehörenden Elementen zu den sicher dazugehörenden linear zu definieren.

Für die Aggregation scharfer Mengen zu neuen Mengen stehen die Bildung des Durchschnitts  $\cap$ , der Vereinigung  $\cup$  sowie des Komplements  $\bar{\phantom{x}}$  als Operationen zur Verfügung. Diese werden durch die logischen Verknüpfungen UND  $\wedge$  (Konjunktion), ODER  $\vee$  (Disjunktion) und NICHT  $\neg$  (Negation) realisiert (Kruse et al., 1991). Um unscharfe Mengen verknüpfen zu können, müssen die scharfen logischen Operatoren auf den unscharfen Fall erweitert werden.

Die Verallgemeinerung der logischen Konjunktion auf den unscharfen Fall erfolgt durch sogenannte *t-Normen*. Die bekanntesten t-Normen sind die *Minimum-Norm*  $T_{min}$ , das *algebraische Produkt*  $T_{prod}$  und die *Lukasiewicz'sche t-Norm*  $T_{Luka}$ , die auch als *beschränkte Differenz* bezeichnet wird (vgl. Tabelle 1).

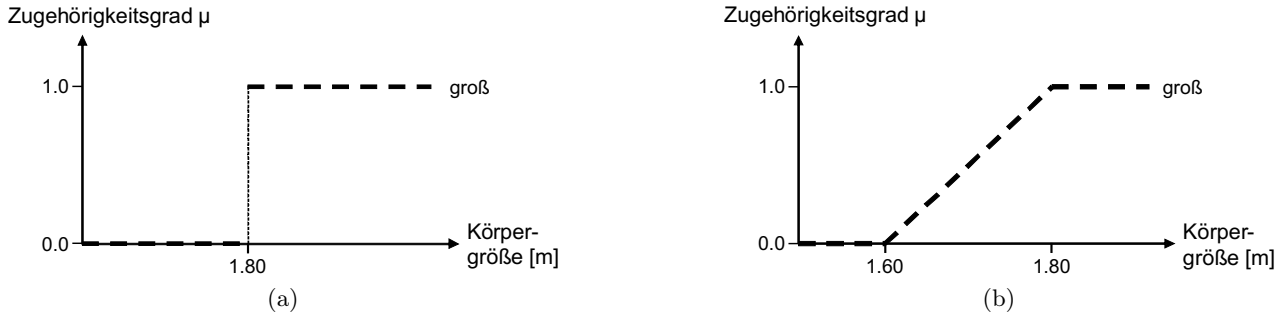


Abbildung 4: Zugehörigkeitsfunktion der „Menge der großen Menschen“ (a) im Falle einer Definition als scharfe Menge, (b) im Falle einer Definition als unscharfe Menge.

Analog zur Verallgemeinerung der logischen Konjunktion auf den unscharfen Fall erfolgt die Verallgemeinerung der logischen Disjunktion, allerdings treten an die Stelle der *t*-Normen die *s*-Normen, die häufig auch als *t-Conormen* bezeichnet werden. Wird als unscharfe Negation die Standardnegation  $N$  verwendet, die definiert ist als

$$N(x) = 1 - x, \quad (13)$$

so kann mithilfe der deMorganschen Gesetze für jede *t*-Norm eindeutig eine zugehörige *s*-Norm bestimmt werden. Für die oben genannten *t*-Normen ergeben sich die *Maximum-Norm*  $S_{max}$ , die *algebraische Summe*  $S_{sum}$  und die *Lukasiewicz'sche s-Norm*  $S_{Luka}$  (vgl. Tabelle 1). Letztere wird häufig als *beschränkte Summe* bezeichnet.

t-Normen		s-Normen	
$T_{min}(x, y)$	$= \min(x, y)$	$S_{max}(x, y)$	$= \max(x, y)$
$T_{prod}(x, y)$	$= xy$	$S_{sum}(x, y)$	$= x + y - xy$
$T_{Luka}(x, y)$	$= \max(0, x + y - 1)$	$S_{Luka}(x, y)$	$= \min(1, x + y)$

Tabelle 1: T-Normen und zugehörige s-Normen. Auflistungen weiterer *t*- und *s*-Normen finden sich z. B. in Dubois und Prade (1985), Bronstein et al. (2001, S. 379) oder Mayer et al. (1993, S. 37 ff.).

Mit einer *t*-Norm  $T(x, y)$  bzw. einer *s*-Norm  $S(x, y)$  ergeben sich als Durchschnitt bzw. Vereinigung zweier unscharfer Mengen  $\tilde{A}$  und  $\tilde{B}$  mit den Zugehörigkeitsfunktionen  $\mu_{\tilde{A}}$  und  $\mu_{\tilde{B}}$  die unscharfen Mengen  $\tilde{A} \cap \tilde{B}$  bzw.  $\tilde{A} \cup \tilde{B}$ , für deren Zugehörigkeitsfunktionen  $\mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}$  bzw.  $\mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}$  gilt:

$$\mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) = T(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad \forall x \in X \quad \text{bzw.} \quad \mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) = S(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad \forall x \in X. \quad (14)$$

Von allen *t*-Normen  $T$  ist die Minimum-Norm die größte, und von allen *s*-Normen  $S$  ist die Maximum-Norm die kleinste. Es gilt also:

$$\begin{aligned} T(x, y) &\leq \min(x, y) & \forall (x, y) \in [0, 1] \times [0, 1], \\ S(x, y) &\geq \max(x, y) & \forall (x, y) \in [0, 1] \times [0, 1]. \end{aligned}$$

Zwischen den *t*- und den *s*-Normen liegen die *Durchschnittsoperatoren*  $M$ . Ein Durchschnittsoperator ist eine Funktion, die unter anderem die folgenden Eigenschaften erfüllt (vgl. z. B. Dubois und Prade, 1988, S. 82):

$$\min(x, y) \leq M(x, y) \leq \max(x, y), \quad M \neq \min, \quad M \neq \max, \quad M(x, y) = M(y, x).$$

Zu den Durchschnittsoperatoren gehören unter anderem der *Median*  $M_{med}$ , das *arithmetische Mittel*  $M_{arith}$  und das *geometrische Mittel*  $M_{geom}$ , wobei der Median als einziger Durchschnittsoperator assoziativ ist (Dubois und Prade, 1985, 1988, S. 83). Daher dürfen die restlichen Durchschnittsoperatoren für eine sukzessive Verknüpfung von mehr als zwei Werten nicht verwendet werden, ohne vorher auf die

Anzahl zu verknüpfender Elemente erweitert zu werden (Mayer et al., 1993, S. 42 f.). Durchschnittsoperatoren kommen vor allem dann zum Einsatz, wenn UND-Operatoren wie der Minimum-Operator zu pessimistisch und ODER-Operatoren wie der Maximum-Operator zu optimistisch sind. Durchschnittsoperatoren haben den Vorteil, dass kleine Zugehörigkeitswerte durch große Zugehörigkeitswerte kompensiert werden können (Tilli, 1993a, S. 86 ff.; Dubois und Prade, 1988, S. 89; Yager, 1991).

Die bis hierher beschriebenen Prinzipien der unscharfen Mengen und Logik können z. B. dann eingesetzt werden, wenn Schlussfolgerungen aus gewissen Eingangsaussagen gezogen werden sollen. Der Vorteil dabei ist, dass natürlichsprachliche Begriffe und Zusammenhänge modelliert werden können. Um natürlichsprachliche Zusammenhänge zu modellieren, werden *linguistische Variablen* verwendet. Eine linguistische Variable nimmt als Werte keine Zahlen an, sondern Begriffe der natürlichen Sprache. Ein Beispiel für eine linguistische Variable ist die „*Volumenreduktion*“. Die Werte, die eine linguistische Variable annehmen kann, werden als *linguistische Terme* oder *linguistische Werte* bezeichnet. So kann die „*Volumenreduktion*“ für verschieden eingestürzte Gebäude z. B. die Werte „*sehr gering*“, „*gering*“, „*mittel*“, „*groß*“ und „*sehr groß*“ annehmen. Jeder linguistische Term kann durch eine unscharfe Menge modelliert werden.

Im Folgenden soll wieder ein Objekt mithilfe seiner  $n$  charakteristischen Eigenschaften  $x_1, \dots, x_n$  einer von  $k$  Klassen  $C_1, \dots, C_k$  zugeordnet werden. Damit im Rahmen einer Klassifizierung ausgehend von gegebenen Fakten und Regeln solche Schlussfolgerungen gezogen werden können, müssen zunächst die Regeln definiert werden. Es wird dabei eine Regel für jede Klasse festgelegt, wobei jede Regel  $i$  die folgende Form hat (Mayer et al., 1993, S. 75):

$$\text{WENN } X_1 = \tilde{A}_{1i} \dots \text{ UND } X_j = \tilde{A}_{ji} \dots \text{ UND } X_n = \tilde{A}_{ni} \text{ DANN } Y = \tilde{C}_i \quad (15)$$

Der WENN-Teil einer Regel wird als Prämisse bezeichnet, der DANN-Teil als Konklusion. Die Prämisse kann mehrere Klauseln  $X_j = \tilde{A}_{ji}$  umfassen.

Ein Beispiel für eine Regel zur Klassifizierung von Gebäudeschäden wäre z. B.:

$$\begin{array}{ll} \text{WENN} & \textit{Volumenreduktion} = \textit{sehr groß} \\ & \text{UND} \quad \textit{Struktur der Oberfläche} = \textit{unregelmäßig} \\ & \text{UND} \quad \textit{Höhenunterschied} = \textit{mindestens 40\%} \\ \text{DANN} & \textit{Klasse} = \textit{Trümmerkegel} \end{array}$$

Um die Regeln später rechenstechnisch verarbeiten zu können, müssen die darin vorkommenden linguistischen Terme durch unscharfe Mengen modelliert werden. Durch die Definition der Regeln sowie ihre Umsetzung als unscharfe Mengen wird das a priori vorhandene Wissen eingebracht.

Des Weiteren ist ein Inferenzmechanismus nötig, der im Allgemeinen aus den folgenden Schritten besteht (Tilli, 1993b, S. 74):

- Fuzzifizierung,
- Aggregation der Kompatibilitätsgrade zu einem Gesamtkompatibilitätsgrad für jede Regel,
- Inferenz,
- Akkumulation der Schlussfolgerungen zum Endergebnis,
- Defuzzifizierung.

Im Rahmen der Fuzzifizierung wird für die  $n$  Eingangsgrößen  $x_j$  bestimmt, zu welchem Grad sie die Klauseln in den einzelnen Regeln erfüllen. Bei den Eingangsgrößen handelt es sich häufig um scharfe Größen (in dieser Arbeit treten nur scharfe Eingangsgrößen auf). Diese können als scharfe Singletons<sup>8</sup> modelliert werden, womit sich der sogenannte *Übereinstimmungsgrad* (*Kompatibilitätsgrad*)  $a_{ji}$  als Funktionswert der Zugehörigkeitsfunktion  $\mu_{\tilde{A}_{ji}}$  des linguistischen Terms  $\tilde{A}_{ji}$  an der Stelle des Wertes der Eingangsgröße  $x_j$  ergibt:

$$a_{ji} = \mu_{\tilde{A}_{ji}}(x_j) \quad (16)$$

<sup>8</sup>Die Zugehörigkeitsfunktion eines scharfen Singletons nimmt an genau einer Stelle den Wert 1 an, ansonsten ist sie überall gleich 0.

Die Aggregation der Kompatibilitätsgrade  $a_{ji}$  zu einem *Gesamtkompatibilitätsgrad*  $a_i$  für jede Regel  $i$  erfolgt mithilfe eines Aggregationsoperators  $aggOp$ :

$$a_i = aggOp(a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{ni}) \quad (17)$$

Der Gesamtkompatibilitätsgrad gibt an, wie gut die Prämisse der Regel erfüllt ist. Je nach Anforderungssituation kann als Aggregationsoperator eine t-Norm, ein Durchschnitts-Operator oder eine s-Norm gewählt werden (Mayer et al., 1993, S. 76). Die Verwendung einer t-Norm bedeutet dabei, dass die einzelnen Klauseln durch eine UND-Verknüpfung kombiniert werden, wohingegen eine s-Norm eine ODER-Verknüpfung repräsentiert. In der in Gleichung (15) dargestellten Regel müssen im Falle einer ODER-Verknüpfung die UND durch ODER ersetzt werden. Auch eine unterschiedliche Gewichtung der Kriterien ist möglich, z. B. durch bilden einer gewichteten Summe (Dubois und Prade, 1988, S. 91).

Im Zuge der *Inferenz* erfolgt die Berechnung der *Schlussfolgerung* für jede Regel. Dabei wird der Gesamtkompatibilitätsgrad  $a_i$  mithilfe eines Inferenzoperators  $infOp$  mit der Zugehörigkeitsfunktion der Ausgangsmenge  $\mu_{\tilde{C}_i}$  kombiniert:

$$\mu_{\tilde{C}_i}^{out} = infOp(a_i, \mu_{\tilde{C}_i}) \quad (18)$$

Als Inferenzoperator kommen t-Normen zum Einsatz, wobei meist entweder die Minimum-Norm oder das algebraische Produkt verwendet wird. Im Falle einer Klassifizierungsaufgabe handelt es sich bei den Ausgabevariablen um scharfe Singletons. In diesem Fall liefern die Minimum-Norm und das algebraische Produkt als Inferenzoperatoren somit identische Ergebnisse.  $\mu_{\tilde{C}_i}^{out}$  gibt an, zu welchem Grad das zu klassifizierende Objekt zu der Klasse  $\tilde{C}_i$  gehört.

Schließlich müssen die Teilschlussfolgerungen der einzelnen Regeln noch zusammengefasst werden. Dieser Schritt wird als *Akkumulation* bezeichnet. Da die Regeln alternativen Charakter haben (Mayer et al., 1993, S. 79), können als Akkumulationsoperator  $akkOp$  s-Normen verwendet werden. Am häufigsten wird die Maximum-Norm eingesetzt. Mathematisch kann die Zugehörigkeitsfunktion  $\mu_{Erg}$  der resultierenden unscharfen Menge bei  $k$  Regeln folgendermaßen ausgedrückt werden:

$$\mu_{Erg} = akkOp(\mu_{\tilde{C}_1}^{out}, \mu_{\tilde{C}_2}^{out}, \dots, \mu_{\tilde{C}_k}^{out}) \quad (19)$$

Am Ende eines Inferenzprozesses soll meist eine scharfe Ausgabe erfolgen, weshalb durch eine Defuzzifizierung die unscharfe Ausgabemenge in eine scharfe Ausgabe umgewandelt werden muss. Hierfür stehen unterschiedliche Methoden zur Verfügung (z. B. Maximummethode, Flächenschwerpunktmethode). Im Falle einer Klassifizierung ergibt sich als Ergebnis des Inferenzprozesses für jede Klasse ein Zugehörigkeitswert. Nach der Akkumulation sind die Zugehörigkeitswerte für die  $k$  Klassen formal in einer unscharfen Menge zusammengefasst. Da eine Entscheidung für eine Klasse  $\hat{C}$  getroffen werden soll, erfolgt die Defuzzifizierung mithilfe der Maximummethode:

$$\hat{C} = \arg \max_{\tilde{C}_i} (\mu_{\tilde{C}_i}^{out}) \quad (20)$$

Haben mehrere Klassen gleichzeitig den größten Zugehörigkeitswert, so ist keine Entscheidung möglich. Der Abstand bzw. das Verhältnis des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert ist ein Maß für die Zuverlässigkeit der Entscheidung.

Es sei an dieser Stelle noch darauf hingewiesen, dass bei einigen Aggregationsoperatoren bestimmte Klassen bevorzugt oder benachteiligt werden können, falls in die Regeln für die verschiedenen Klassen unterschiedlich viele Merkmale eingehen. Dies soll anhand eines Beispiels erläutert werden. Angenommen die Klassen  $C_1$  und  $C_2$  werden durch folgende Regeln beschrieben:

$$\text{WENN } X_1 = \tilde{A}_{11} \dots \text{ UND } X_n = \tilde{A}_{n1} \text{ DANN } Y = \tilde{C}_1,$$

$$\text{WENN } X_1 = \tilde{A}_{12} \dots \text{ UND } X_n = \tilde{A}_{n2} \text{ UND } X_{n+1} = \tilde{A}_{(n+1)2} \text{ DANN } Y = \tilde{C}_2.$$

Außerdem gelte für die Übereinstimmungsgrade  $a_{j1} = a_{j2}$  für  $j = 1, \dots, n$ . Wird als Aggregationsoperator das algebraische Produkt verwendet, so ergeben sich die Gesamtkompatibilitätsgrade  $a_1$  und  $a_2$  nach Gleichung (17) zu

$$a_1 = \prod_{j=1}^n a_{j1} \quad \text{und} \quad a_2 = \prod_{j=1}^{n+1} a_{j2} = a_{(n+1)2} \cdot \prod_{j=1}^n a_{j1} = a_{(n+1)2} \cdot a_1$$

Wegen  $0 \leq a_{(n+1)2} \leq 1$  folgt daraus:

$$0 \leq a_2 \leq a_1 \tag{21}$$

Wird als Inferenzoperator die Minimum-Norm oder das algebraische Produkt verwendet, so gilt  $\mu_{\tilde{C}_1}^{out} = a_1$  und  $\mu_{\tilde{C}_2}^{out} = a_2$ . In Kombination mit Gleichung (21) bedeutet dies, dass bei der Entscheidung zwischen den beiden Klassen nach Gleichung (20) entweder die Klasse  $C_1$  ausgewählt wird – wenn  $a_{(n+1)2} < 1$  gilt, da daraus  $\mu_{\tilde{C}_1}^{out} > \mu_{\tilde{C}_2}^{out}$  folgt – oder keine Entscheidung getroffen werden kann, da für  $a_{(n+1)2} = 1$   $\mu_{\tilde{C}_1}^{out} = \mu_{\tilde{C}_2}^{out}$  gilt. Obwohl das zusätzliche Merkmal eigentlich keine Auswirkung haben sollte, bewirkt es somit eine Bevorzugung der Klasse, in deren Regel weniger Merkmale eingehen. Mathematisch gesehen ist das Nichtberücksichtigen eines Merkmals gleichbedeutend mit der Multiplikation des Gesamtkompatibilitätsgrades mit dem neutralen Element der Multiplikation – der 1. Dies ist wiederum gleichbedeutend mit dem Fall, in dem das Merkmal mit voller Zugehörigkeit in die Berechnung eingeht ( $a_{(n+1)1} = 1$ ).

### 2.3.4 Vergleich der Verfahren

Nachdem die Grundlagen der Bayes-Theorie, der Dempster-Shafer-Theorie und der Fuzzy-Theorie in Bezug auf Klassifizierungsaufgaben in den vorhergehenden Abschnitten erläutert wurden, soll nun herausgestellt werden, welche Anforderungen erfüllt sein müssen, damit diese angewandt werden können und welche Vor- bzw. Nachteile sich daraus ergeben.

Die Bayes-Theorie ist sicherlich die mathematisch fundierteste der drei Theorien. Allerdings sind die Grundvoraussetzungen, die für eine korrekte Anwendung erfüllt sein müssen, sehr restriktiv. So muss z. B. ein vollständiges Wahrscheinlichkeitsmodell vorliegen, was bedeutet, dass sowohl die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen als auch die A-priori-Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten der Klassen bekannt sein müssen. Diese können zwar aus Trainingsdaten geschätzt und iterativ verfeinert werden, was einen Vorteil der Bayes-Theorie darstellt, allerdings ist es häufig schwierig und aufwendig eine ausreichend große Menge an Trainingsbeispielen zu beschaffen. Liegt keine repräsentative Anzahl an Trainingsbeispielen vor, so werden die benötigten Funktionen häufig heuristisch auf der Basis von Erfahrungswerten festgelegt. Dies bewirkt eine Aufweichung der ansonsten sehr fundierten Theorie, und auch wenn konzeptionell klar ist, wie die Funktionen bzw. ihre Parameter geschätzt werden könnten, falls mehr Daten vorliegen würden, basiert sie im Grunde doch auf denselben Annahmen wie die mathematisch weniger fundierten Theorien. Ein weiterer Nachteil der Bayes-Theorie ist, dass sie keine Möglichkeit zur Modellierung von Unwissen bzw. Ungenauigkeit bezüglich der Unsicherheit zur Verfügung stellt, da das gesamte Vertrauen, das gegen eine Hypothese spricht, der Alternativhypothese zugeordnet wird.

Die Dempster-Shafer-Theorie als Verallgemeinerung der Bayes-Theorie stellt eine sehr gute Möglichkeit dar, diese Lücke zu schließen, da sie die Möglichkeit bietet unvollständige und ungenaue Information zu modellieren. Dies ist vor allem bei einem unvollständig vorliegenden Wahrscheinlichkeitsmodell von Vorteil. Auch Unwissen ist mit der Dempster-Shafer-Theorie modellierbar, da Kombinationen von Klassen, die von einer Informationsquelle nicht getrennt werden können, betrachtet werden können. Dies bedeutet, dass das Vertrauen in eine Hypothese und das Vertrauen in ihre Alternativhypothese getrennt behandelt werden und keine wechselseitig eindeutigen Alternativhypothesen vorliegen müssen. Des Weiteren liefert die Dempster-Shafer-Theorie eine Information über die Sicherheit der Entscheidung und ermöglicht es, mithilfe des Konflikts den Widerspruch zweier Informationsquellen zu bestimmen. Die Kombination einander widersprechender Informationsquellen stellt allerdings auch einen Nachteil der Dempster-Shafer-Theorie dar, da die Kombinationsregel von Dempster in diesem Fall nicht mehr

definiert ist (bei völlig widersprüchlichen Informationen) bzw. keine intuitiven Ergebnisse mehr liefert. Außerdem können die durch Kombination erhaltenen Vertrauensdichten nicht als Wahrscheinlichkeiten in nachgeordneten Prozessen weiterverarbeitet werden.

Für die korrekte Anwendung von unscharfer Logik müssen – im Vergleich zu den anderen beiden Verfahren – die wenigsten Grundvoraussetzungen erfüllt sein. Sie bietet den großen Vorteil, dass natürlichsprachliche Beschreibungen relativ einfach in mathematische Zusammenhänge transformiert werden können. Somit ist sie besonders dann geeignet, wenn Expertenwissen vorliegt, mit dessen Hilfe die Regeln und die unscharfen Mengen, welche die linguistischen Terme repräsentieren, definiert werden können. Des Weiteren ist der Einsatz von unscharfer Logik zweckmäßig, wenn Objekte Zwischenstufen von Zuständen annehmen können. Als Nachteil der unscharfen Logik wird häufig die subjektive Festlegung der Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen gesehen. Es sei allerdings darauf hingewiesen, dass die Zugehörigkeitsfunktionen auch streng aus Daten abgeleitet werden können, wenn eine genügend große Anzahl an Beispieldaten vorliegt.

Werden als Zugehörigkeitsfunktionen Funktionen gewählt, welche die Anforderungen erfüllen, die an Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen gestellt werden ( $f(x)$  ist stetig,  $f(x) \geq 0 \forall x \in \mathbb{R}$ ,  $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$ ), und wird des Weiteren als Aggregationsoperator das algebraische Produkt verwendet, so liefert eine Klassifizierung basierend auf unscharfer Logik dieselben Ergebnisse wie der naive Bayes-Klassifikator in Gleichung (5), wenn dessen klassenbedingte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen identisch sind mit den Zugehörigkeitsfunktionen und für alle Klassen die gleichen A-priori-Wahrscheinlichkeiten angenommen werden (vgl. auch Grabisch, 2000). Es sei hier allerdings auf den Unterschied zwischen den im Zusammenhang mit der unscharfen Logik auftretenden Zugehörigkeitswerten und Wahrscheinlichkeiten hingewiesen. Während eine Wahrscheinlichkeit von 0.9 bedeutet, dass etwas in neun von zehn Fällen gilt, im zehnten Fall aber etwas völlig anderes sein kann, sagt ein Zugehörigkeitswert von 0.9 aus, dass etwas nicht ganz dem vorgegebenen Begriff entspricht, diesem aber doch sehr ähnlich ist; es ist aber keineswegs etwas völlig anderes. Hierzu sei auch auf das Beispiel des durstigen Reisenden von Bezdek (1993, 1994) verwiesen.

Insgesamt lässt sich somit sagen, dass die drei Verfahren in ihrem Kern doch recht ähnlich sind. Alle basieren auf Funktionen, die den unterschiedlichen Merkmalswerten ein gewisses Vertrauen – sei dies nun eine Wahrscheinlichkeit, eine Vertrauensdichte oder ein Zugehörigkeitswert – hinsichtlich der unterschiedlichen Klassen zuordnen. Diese Funktionen sind nicht explizit bekannt und müssen daher modelliert werden. Die Hauptunterschiede bestehen somit in den Anforderungen, die an diese Funktionen gestellt werden, und der Bedeutung der Vertrauenswerte. Aus den oben genannten Gründen ist die unscharfe Logik sehr gut für Aufgaben geeignet, bei denen unscharfe Zustände auftreten können, während die Dempster-Shafer-Theorie bei unvollständig vorliegendem Wissen eine gute Alternative zur Bayes-Theorie bietet. Letztere sollte nur dann eingesetzt werden, wenn die Grundvoraussetzungen auch wirklich erfüllt sind. Müssen hierfür zu viele Vereinfachungen und Annahmen getroffen werden, so sollte besser eine der anderen beiden Methoden gewählt werden.

## 2.4 Verfahren zur Erkennung eingestürzter Gebäude basierend auf Fernerkundungsdaten

Im Folgenden soll ein Überblick über den Stand der Forschung im Bereich der Schadensanalyse nach Katastrophen basierend auf Fernerkundungsdaten gegeben werden. Zu Fernerkundungsdaten werden hierbei neben Satelliten- und Luftbildern auch Laserscanner- und SAR-(Synthetic Aperture Radar-) Daten gezählt. Da sich diese Arbeit speziell mit Schädigungen an Gebäuden befasst, sollen Verfahren, die anderweitige Schadensanalysen durchführen – z. B. das Auftreten von Hangrutschungen (vgl. z. B. Park und Chi, 2008) oder das Ausmaß von Überschwemmungen (vgl. z. B. Bach et al., 2005) – hier außer Acht gelassen werden. Der Fokus liegt vielmehr auf Verfahren, die sich mit der Detektion und Interpretation von Schäden an eingestürzten Gebäuden beschäftigen. Die Beschränkung auf eingestürzte Gebäude hat zur Folge, dass auch bestimmte Arten von Schädigungen, die an Gebäuden auftreten können, hier nicht betrachtet werden. Zu diesen gehören u. a. Risse oder Schäden, die durch Brände entstehen und nicht zum Einsturz der Gebäude führen. Die Anzahl der Arbeiten auf dem Gebiet der



Erkennung eingestürzter Gebäude basierend auf Fernerkundungsdaten hat in den letzten Jahren deutlich zugenommen, was die hohe Aktualität und Brisanz des Themas zeigt. Die existierenden Ansätze können hinsichtlich mehrerer Gesichtspunkte unterschieden werden. Diese sind die *Art der verwendeten Daten*, die *zeitliche Auflösung*, das *Klassifizierungsprimitiv* sowie die *Schadensklassen*, die differenziert werden.

Unter der *Art der verwendeten Daten* (Datenart) wird sowohl die Art des Sensors verstanden, mit dem die Daten erfasst werden, als auch Produkte, die aus den Originaldaten abgeleitet werden, auf denen die Schadensanalyse basiert. Dies können Satellitenbilder (Chesnel et al., 2007; Gusella et al., 2005; Huyck et al., 2004; Miura et al., 2007; Saito und Spence, 2004) sein, Luftbilder (Sumer und Turker, 2006), digitale Oberflächenmodelle, die aus Stereoluftbildern (Rezaeian und Gruen, 2007; Turker und Cetinkaya, 2005) oder Laserscannerdaten (Murakami et al., 1998; Steinle, 2005; Vu et al., 2004a,b) abgeleitet werden, oder auch SAR-Daten (Stramondo et al., 2007; Trianni und Gamba, 2009). Tabelle 2 zeigt eine Übersicht über die Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Datenarten hinsichtlich der Analyse eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen. Eine gute Übersicht über den Zusammenhang zwischen geometrischer Auflösung der Daten und der Größe des erfassbaren Gebiets bietet Rathje und Adams (2008).

Hinsichtlich der *zeitlichen Auflösung* werden Verfahren unterschieden, die auf mono- bzw. multitemporalen Daten basieren. Auf monotemporalen Daten basierende Verfahren versuchen Merkmale, die auf Schädigungen an Gebäuden hinweisen, allein aus nach der Katastrophe erfassten Daten abzuleiten. Sie haben dadurch den Vorteil, dass keine Daten vorliegen müssen, die vor dem Eintritt der Katastrophe erfasst wurden. Im Gegensatz dazu werden in Verfahren, die auf multitemporalen Daten basieren, sowohl Daten verwendet, die den Zustand vor der Katastrophe repräsentieren, als auch Daten, die nach der Katastrophe erfasst wurden. Erstere werden im Folgenden als *Referenz-*, letztere als *Schadensdaten* bezeichnet. Werden als Referenz- und Schadensdaten Daten der gleichen Art verwendet, so werden die Eigenschaften einander entsprechender Bereiche in den unterschiedlichen Datensätzen verglichen. Von Veränderungen dieser Eigenschaften wird dann auf Schädigungen geschlossen. Als Referenzdaten können aber auch andere Datenarten wie beispielsweise Vektordaten aus einer Datenbank eingeführt werden, die den Gebäudebestand vor der Katastrophe enthalten. In diesen Fällen werden z. B. die Eigenschaften der Schadensdaten nur in den Bereichen näher betrachtet, in denen vor der Katastrophe Gebäude standen.

Als *Klassifizierungsprimitiv* wird das Objekt bzw. Primitiv verstanden, das während des Analyseprozesses einer Klasse zugewiesen wird. Dies können einzelne Pixel sein, aus mehreren Pixeln zusammengesetzte Pixelblöcke, Objekte wie vorzugsweise Gebäude oder größere Blöcke, die aus mehreren Gebäuden bestehen.

Die Anzahl und die Art der verwendeten *Schadensklassen* unterscheidet sich für die unterschiedlichen Ansätzen stark (vgl. auch Abschnitt 2.5). So werden teilweise nur eingestürzte und nicht eingestürzte Gebäude unterschieden (Gusella et al., 2005; Sumer und Turker, 2006; Turker und Cetinkaya, 2005). Andere Möglichkeiten sind z. B. die Unterscheidung zwischen eingestürzten, teilweise eingestürzten und nicht eingestürzten Gebäuden (Rezaeian und Gruen, 2007), die Verwendung eines Schadensindex (Miura et al., 2007), die Differenzierung von Schadensgraden nach vordefinierten Schadensskalen (Chesnel et al., 2007) oder unterschiedlicher Trümmerklassen (Saito und Spence, 2004).

Tabelle 3 gibt einen Überblick über eine Auswahl existierender Schadensanalyseverfahren und ihrer Einteilung hinsichtlich der genannten Unterscheidungskriterien. Die ausgewählten Ansätze werden im Folgenden kurz beschrieben. Begriffe, die Schadensklassen repräsentieren, sind hierbei kursiv gekennzeichnet. Es sei darauf hingewiesen, dass die hier erwähnten Publikationen nur einen kleinen Ausschnitt der existierenden Verfahren darstellen. Sie wurden so ausgewählt, dass die Fülle der möglichen Kombinationen hinsichtlich der Unterscheidungskriterien möglichst gut abgedeckt ist. Übersichten über eine größere Auswahl an Ansätzen finden sich z. B. in Rathje und Adams (2008), EERI (2005) oder Ozisik (2004).

Miura et al. (2007) bestimmten mit einem Spektrometer den spektralen Reflexionsgrad von Dachziegeln, Backsteinen, Asphalt, Vegetation, Boden usw., um mithilfe dieser Information Gebiete mit starken Schäden in QuickBird-Bildern erkennen zu können, die nach dem Erdbeben in Zentraljava

Datenart	Vorteile	Nachteile
Optische Satellitenbilder	<ul style="list-style-type: none"> <li>- zum Teil hohe geometrische Auflösung</li> <li>- für Mensch meist einfach interpretierbar</li> <li>- kein Flugzeug mit Kamera notwendig</li> <li>- große Szenen erfassbar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- keine Erfassung bei Nacht möglich</li> <li>- Wolken und Rauch können nicht durchdrungen werden</li> <li>- Wiederholrate meist mehrere Tage</li> <li>- keine Höheninformation</li> </ul>
Optische Luftbilder (Einzelbilder)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- hohe geometrische Auflösung</li> <li>- für Mensch einfach interpretierbar</li> <li>- flexible Erfassung, wenn Flugzeug mit Kamera vorhanden</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- keine Erfassung bei Nacht möglich</li> <li>- Wolken und Rauch können nicht durchdrungen werden</li> <li>- Flugzeug mit Kamera notwendig</li> <li>- keine Höheninformation</li> <li>- begrenztes Aufnahmegebiet</li> <li>- teuer</li> </ul>
DOM aus Stereoluftbildern	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Höheninformation</li> <li>- hohe geometrische Auflösung</li> <li>- Spektralinformation zusätzlich verfügbar</li> <li>- Datensätze von Schadensgebieten nach realen Katastrophen für Entwicklungs- und Testzwecke verfügbar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- keine Erfassung bei Nacht möglich</li> <li>- Wolken und Rauch können nicht durchdrungen werden</li> <li>- Flugzeug mit Kamera notwendig</li> <li>- begrenztes Aufnahmegebiet</li> <li>- bisher verfügbare Datensätze von Schadensgebieten nach realen Katastrophen haben deutlich schlechtere Höhengenaugigkeit als DOM aus Laserscannerdaten (<math>\approx</math> Faktor 10)</li> <li>- teuer</li> </ul>
DOM aus Laserscannerdaten	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Höheninformation</li> <li>- hohe geometrische Auflösung</li> <li>- Rauch kann zumindest teilweise durchdrungen werden</li> <li>- Erfassung unabhängig von Tageszeit möglich</li> <li>- flexible Erfassung, wenn Flugzeug mit Laserscanner vorhanden</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Flugzeug mit Laserscanner notwendig</li> <li>- begrenztes Aufnahmegebiet</li> <li>- keine spektrale Information (außer Laserintensität)</li> <li>- bis Anfang des Jahres 2010 keine Datensätze von Schadensgebieten nach realen Katastrophen für Entwicklungs- und Testzwecke verfügbar</li> <li>- teuer</li> </ul>
SAR-Daten	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Erfassung unabhängig von Tageszeit möglich</li> <li>- unabhängig von atmosphärischen Bedingungen (Wolken, Rauch)</li> <li>- große Szenen erfassbar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- bisher geringe geometrische Auflösung</li> <li>- Seitensicht <math>\Rightarrow</math> Verdeckungen (Shadowing), Umklappeffekt (Layover), Verkürzung (Foreshortening)</li> <li>- für Mensch schwieriger interpretierbar</li> </ul>

Tabelle 2: Vor- und Nachteile verschiedener Datenarten als Grundlage für die Erkennung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen.

Datenart	Zeitliche Auflösung	Klassifizierungsprimitiv	Unterschiedene Klassen	Beispiel
Optische Satellitenbilder	monotemporal	Pixel $\Rightarrow$ Block	Schadensindex: 0-20%, 20-30%, 30-40%, 40-100%	Miura et al. (2007)
		Pixel	4 Trümmerklassen, Vegetation, Straße, Schatten, 3 Dachklassen	Saito und Spence (2004)
	multitemporal	Pixel $\Rightarrow$ Block	Standardabweichung der Änderung der Kantendichte	Huyck et al. (2004)
		Objekt	eingestürzt, nicht eingestürzt	Gusella et al. (2005)
			Schadensgrade EMS	Chesnel et al. (2007)
	Optische Luftbilder (Einzelbilder)	multitemporal	Objekt	eingestürzt, nicht eingestürzt
DOM aus Stereoluftbildern	multitemporal	Objekt	eingestürzt, nicht eingestürzt	Turker und Cetinkaya (2005)
			eingestürzt, teilweise eingestürzt, nicht eingestürzt	Rezaeian und Gruen (2007)
DOM aus Laserscanner- daten	multitemporal	Pixel	verändert, nicht verändert	Murakami et al. (1998)
		Objekt	Abriss, Neubau, unverändert	Vu et al. (2004a,b)
			Abriss, Neu-, Auf-, Rückbau, unverändert	Steinle (2005)
SAR-Daten	multitemporal	Gebäudeblock	kein, schwacher, mittlerer, starker Schaden	Stramondo et al. (2007)
			kein, mittlerer, starker Schaden	Trianni und Gamba (2009)

Tabelle 3: Einteilung der Verfahren zur Erkennung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen basierend auf Fernerkundungsdaten.

2006 aufgenommen wurden. Es wird davon ausgegangen, dass aufgrund der Unterschiede in der spektralen Reflexion von Dachziegeln und Backsteinen unbeschädigte Gebäude, die mit Dachziegeln bedeckt sind, von eingestürzten Gebäuden unterschieden werden können, bei denen die Backsteine der Wände an der Oberfläche liegen. Zunächst wird eine überwachte Maximum-Likelihood-Klassifizierung durchgeführt, bei der die einzelnen Pixel den Klassen *zerstörte Gebäude (Backsteine)*, *unzerstörte Gebäude (Dachziegel)*, *Vegetation*, *Boden*, *Wasser*, *Schatten* und *Wolken* zugeordnet werden. Anschließend werden die Bilder in 100 m<sup>2</sup> große Kacheln eingeteilt. Für jede dieser Kacheln wird die Anzahl der Pixel bestimmt, die als *zerstörtes* bzw. als *unzerstörtes Gebäude* klassifiziert wurden. Aus diesen Werten wird ein Schadensindex berechnet, der das Verhältnis der Zahl der Pixel, die als zerstörtes Gebäude klassifiziert wurden, zu der Anzahl der Pixel angibt, die überhaupt als Gebäude klassifiziert wurden – unabhängig davon, ob zerstört oder unzerstört.

Saito und Spence (2004) nutzen die multispektrale Information von Satellitenbildern, die nach einem Erdbeben erfasst werden, in Kombination mit Texturinformation, die mithilfe von Semivariogrammen aus panchromatischen Bildern abgeleitet wird. Auf diese Weise werden vier verschiedene Arten von Trümmern (*Trümmer mit sehr hoher Textur*, *Trümmer stark beschädigter oder teilweise eingestürzter Gebäude*, *Trümmer mit hohem Reflexionsgrad*, *Trümmer mit verhältnismäßig geringem Reflexionsgrad*), *Vegetation*, *Straßen*, unterschiedliche Arten von *Dächern* sowie *Schatten* unterschieden.

Huyck et al. (2004) bestimmen die Unähnlichkeit (dissimilarity) von Kanten, die zunächst mit einem Laplace-Filter aus vor und nach dem Erdbeben von Bam (Iran, 2003) aufgenommenen QuickBird-Bildern extrahiert werden. Die erhaltenen Dissimilaritätsbilder der beiden Zeitpunkte werden subtrahiert und die mittlere Standardabweichung innerhalb 200 × 200 Pixel großer Fenster bestimmt. Diese ist ein Maß für die Stärke der Schädigungen innerhalb dieser Pixelblöcke.

Um die Anzahl der eingestürzten Gebäude nach dem Starkbeben in Bam (Iran, 2003) zu bestimmen, extrahieren Gusella et al. (2005) zunächst Gebäude aus einer vor dem Beben aufgenommenen QuickBird-Szene. In einem zweiten Schritt werden die so ermittelten Objekte mit der nach dem Beben erfassten QuickBird-Szene überlagert. Anschließend werden die Gebäude mithilfe einer überwachten Nächster-Nachbar-Klassifizierung (nearest-neighbour classification) den Klassen *eingestürzt* und *nicht eingestürzt* zugeordnet. Als Merkmale werden hierfür unterschiedliche statistische Eigenschaften verwendet, die allein aus der Szene, die den Zustand nach der Katastrophe repräsentiert, abgeleitet sind.

Chesnel et al. (2007) verwenden ebenfalls einen objektbasierten Ansatz, der auf hochaufgelösten multitemporalen Satellitenbildern basiert, um Gebäudeschäden zu klassifizieren. Es werden hierbei vier Schadensklassen unterschieden, die sich von der Europäischen Makroseismischen Skala (EMS, Grünthal, 1998, vgl. auch Abschnitt 2.5) ableiten (*Grad 0-2*, *Grad 3*, *Grad 4*, *Grad 5*). Um eine Information über die Ähnlichkeit zwischen den Bildern vor und nach der Katastrophe zu erhalten, wird ein Korrelationskoeffizient verwendet. Als Klassifizierungsmethode wurden die Support Vector Machines gewählt. Die Untersuchungen zeigen, dass Schadensgrad 3 nur unsicher bestimmt werden kann.

Sumer und Turker (2006) verwenden Luftbilder, die nach der Katastrophe erfasst werden, sowie vektorisierte Gebäudegrundrisse, um zwischen eingestürzten und nicht eingestürzten Gebäuden zu unterscheiden. Hierfür wird eine Kombination aus zwei Ansätzen verwendet, von denen der eine auf den Grauwerten der Gebäude basiert und der andere auf der Orientierung der Grauwertgradienten. Es wird angenommen, dass eingestürzte Gebäude hellere Grauwerte aufweisen als nicht eingestürzte und dass die Richtungen ihrer Grauwertgradienten zufällig verteilt sind, während sie für nicht eingestürzte Gebäude Vorzugsrichtungen aufweisen.

Die bisher vorgestellten Verfahren basieren alle auf Luft- oder Satellitenbildern und verzichten somit auf die Einbeziehung der Höheninformation. Aus diesem Grund können Schadensarten wie eine *horizontale Schichtung (pancake collapse, soft storey)*, bei denen die Dachstruktur erhalten bleibt, nur schlecht oder überhaupt nicht identifiziert werden. Daher verwenden Rezaeian und Gruen (2007) und Turker und Cetinkaya (2005) digitale Oberflächenmodelle (vgl. Abschnitt 2.1). Diese wurden aus Stereoluftbildern generiert, die nach den Beben von Izmit (Türkei, 1999) und Bam (Iran, 2003) aufgenommen wurden. Der Einsatz von Stereoluftbildern bietet den Vorteil, dass zusätzlich zu den daraus abgeleiteten Höhendaten auch die spektrale Bildinformation an sich für die Schadensabschätzung verwendet werden kann.

Turker und Cetinkaya (2005) generieren zunächst digitale Oberflächenmodelle aus den Stereoluftbildern und erzeugen damit wiederum wahre Orthophotos für die beiden Aufnahmezeitpunkte. Aus diesen Orthophotos werden die Gebäudegrenzen manuell extrahiert. Anschließend werden die DOM subtrahiert, und es wird für jedes Gebäude analysiert, ob mehr als 50% der zugehörigen Pixel eine Höhendifferenz größer als ein vorgegebener Schwellwert aufweisen. Ist dies der Fall, so wird das Gebäude als *eingestürzt* klassifiziert. Andernfalls wird es als *nicht eingestürzt* angesehen.

Rezaeian und Gruen (2007) kombinieren geometrische und texturbasierte Merkmale, um zwischen *eingestürzten*, *teilweise eingestürzten* und *nicht beschädigten* Gebäuden zu unterscheiden. Hierfür verwenden sie außer den vor und nach der Katastrophe erfassten Stereoluftbildern 2D-Karteninformation über die Gebäudegrundrisse vor der Katastrophe. Zunächst wird für jedes Gebäude mithilfe der digitalen Oberflächenmodelle die Volumendifferenz zwischen den beiden Zeitpunkten berechnet und mit einem Schwellwert verglichen. Ist die berechnete Volumendifferenz größer als der verwendete Schwellwert, so ist dies ein erstes Indiz dafür, dass das Gebäude eingestürzt ist. Als weiteres Merkmal dient der Übereinstimmungsgrad der Kanten, der ebenfalls ein Indikator für den Grad der Schädigung ist. Hierfür werden mit dem Canny-Operator Kanten aus den Schadensbildern extrahiert, welche anschließend mit Vektorlinien verglichen werden, die aus den Bildern vor der Katastrophe abgeleitet wurden. Die Zuweisung der einzelnen Gebäude zu den Schadensklassen erfolgt mithilfe eines k-Nächste-Nachbarn-Algorithmus (k-nearest-neighbour algorithm).

Der Nachteil bei der Verwendung von DOM, die aus Stereoluftbildern abgeleitet werden, ist die Höhengenaugigkeit, die in den beiden konkreten Fällen mit einem Root-Mean-Square-(RMS-)Fehler von ca. 1 - 2 m in der Höhenkomponente (Turker und Cetinkaya, 2005; Rezaeian und Gruen, 2007) ungefähr um den Faktor 10 schlechter ist als bei DOM, die mithilfe von Laserscanning erfasst werden. Dies führt dazu, dass in einigen Ansätzen die Verwendung von Daten, die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden, zur Ableitung geometrischer Änderungen vorgeschlagen wird (Murakami et al., 1998; Vu et al., 2004a,b; Steinle, 2005). Allgemein soll allerdings darauf hingewiesen werden, dass der Übergang von gescanntem Bildmaterial zu digitalen photogrammetrischen Luftbildkamerasystemen vor allem wegen der größeren Bittiefe eine erhebliche Steigerung der Genauigkeit und Zuverlässigkeit der mittels automatischer Bildzuordnung erzeugten Höhendaten mit sich bringt (Haala und Wolff, 2009). All den Ansätzen, welche die Verwendung von Laserscannerdaten empfehlen, ist gemein, dass sie aufgrund des Mangels an Laserscannerdaten von Gebieten, die durch Katastrophen betroffen waren, bisher nur für die Änderungserkennung in urbanen Gebieten eingesetzt wurden. Sie wurden bisher noch nicht an Daten von Gebieten mit realen Schädigungen getestet. Es wurde vielmehr nur vorgeschlagen, dass sie theoretisch auch für die Erkennung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen geeignet sind. Dennoch soll ihr Vorgehen kurz beschrieben werden.

Murakami et al. (1998) bilden zunächst die Differenzmatrix aus zwei DOM, die aus Laserscannerdaten der beiden zu vergleichenden Zeitpunkte abgeleitet werden. Diese wird anschließend mithilfe eines Schwellwertes binärisiert. Außerdem wird das Rauschen durch Filteroperationen reduziert. Die rein visuelle Untersuchung von Veränderungen kann dann auf die so gefundenen Bereiche beschränkt werden, was eine enorme Zeitersparnis bewirkt.

Vu et al. (2004a,b) berechnen ebenfalls die Differenz der DOM der beiden betrachteten Zeitpunkte. Anschließend wird das Histogramm dieser Differenzmatrix gebildet und daraus ein Schwellwert abgeleitet, der es ermöglicht, die Veränderungen zu detektieren. Da vor allem an Gebäudekanten scheinbare Höhenänderungen auftreten, wird eine morphologische Öffnung (Opening) durchgeführt, um diese zu eliminieren. Die Trennung von Artefakten und realen Änderungen erfolgt in einem weiteren Schritt durch eine Schwellwert-Methode basierend auf der Dichte der Laserscannerpunkte. Abschließend werden die Bereiche, für die Änderungen festgestellt wurden, mit den Gebäuden überlagert, die in der Referenzdatenbank enthalten sind. So wird der neue Status der Gebäude bestimmt (*unverändert*, *abgerissen*, *neu gebaut*).

In dem objektorientierten Ansatz von Steinle (2005) werden zunächst Gebäude in den Datensätzen (DOM) der beiden Zeitpunkte extrahiert. Anschließend werden Neubauten und Gebäudeabrisse bestimmt, indem die extrahierten Gebäudegrundrisse der beiden Zeitpunkte miteinander verglichen werden. Wird für ein Gebäude eines Zeitpunktes kein entsprechendes Gebäudesegment zum anderen Zeit-

punkt gefunden (mindestens 25% Überdeckung), so deutet dies auf einen *Neubau* oder *Abriss* hin, je nachdem welcher Datensatz momentan betrachtet wird. Um die Entscheidung für Neubauten und Abrisse zuverlässiger zu machen, werden für die Pixel innerhalb des betrachteten Gebäudesegments noch die Höhenwerte der beiden Zeitpunkte verglichen. Für die restlichen Gebäudesegmente wird die Differenz der beiden DOM gebildet, wobei das später erfasste vom früher aufgenommenen abgezogen wird. Die Höhendifferenzen aller Pixel eines Segments werden dann mit einem Schwellwert verglichen. Sind alle betragsmäßig kleiner als dieser Schwellwert, so wird das Segment als *unverändert* klassifiziert. Für die verbleibenden Segmente wird überprüft, ob sie hauptsächlich positive oder negative Höhendifferenzen aufweisen. Dementsprechend werden sie dann als *Rückbau* bzw. *Aufstockung* klassifiziert. Ist kein eindeutiger Trend erkennbar, so werden sie ohne nähere Angabe nur als *verändert* gekennzeichnet.

Abgesehen von den genannten Methoden gibt es noch eine Reihe von Verfahren, die auf SAR-Daten basieren (z. B. Trianni und Gamba, 2009; Stramondo et al., 2007; Matsuoka und Yamazaki, 2000, 2005). Da bei diesen allerdings keine gebäudescharfe Analyse der Schädigungen durchgeführt wird, sondern nur die Schadensgrade größerer Gebäudeblocks bestimmt werden, soll auf diese hier nicht weiter eingegangen werden. Außerdem erfolgt in diesen Arbeiten häufig nur die Ableitung einer Beziehung zwischen Parametern, die aus den Daten abgeleitet werden, und Beobachtungen, die vor Ort durchgeführt wurden, woraus auf die Verwendbarkeit von SAR-Daten für Zwecke der Schadenskartierung geschlossen wird (vgl. Trianni und Gamba, 2009). Ein allgemeines Problem bei der Verwendung von SAR-Daten sind die Effekte, die durch die Seitensichtgeometrie hervorgerufen werden. So treten vor allem in städtischen Gebieten zahlreiche sichttote Räume auf (vgl. z. B. Bamler et al., 2008), weshalb z. B. kleinere Gebäude von größeren verdeckt sein können. Auch andere Effekte wie beispielsweise Mehrfachreflexionen oder Umklappeffekte sind in urbanen Bereichen stark ausgeprägt und erschweren die Interpretation der Szene (Wegner et al., 2009). Da sich die Schadensanalyse vor allem auf städtische Gebiete erstrecken sollte, scheinen SAR-Daten zwar als Grundlage für eine großflächige Änderungskartierung, nicht aber für eine detaillierte Analyse der geometrischen Veränderungen an Gebäuden zur Ableitung des Schadenstyps geeignet. Es bleibt allerdings abzuwarten, was zukünftig mit den neuen, höherauflösenden Systemen wie TerraSAR-X, TanDEM-X oder COSMO-SkyMed möglich sein wird.

## 2.5 Schadensskalen

In Abschnitt 2.4 wird deutlich, dass eine große Anzahl an Möglichkeiten existiert, um das Ausmaß der Schäden an Gebäuden zu quantifizieren. Die Festlegung der Anzahl und der Art der Schadensklassen, die im Rahmen der Analyse unterschieden werden, erfolgt in Schadensskalen. Diese hängen stark von den Eigenschaften der Daten ab (z. B. aufnehmender Sensor, geometrische Auflösung), auf denen die Schadensanalyse basiert. Im Folgenden sollen zunächst die in den bisher existierenden Verfahren zur Erkennung eingestürzter Gebäude nach Katastrophenereignissen verwendeten Schadensskalen näher beleuchtet und auftretende Schwierigkeiten herausgestellt werden. Im Anschluss daran wird das von Schweier und Markus (2006a) entwickelte Schema zur Schadensklassifizierung vorgestellt, das eine Alternative zu den bisher eingesetzten Schadensskalen darstellt.

### 2.5.1 Schadensskalen existierender Schadensanalyseverfahren

Rathje und Adams (2008) bieten eine Übersicht, über die unterschiedlichen Schadensskalen, welche in den in EERI (2005, Sonderausgabe der Zeitschrift *Earthquake Spectra*) beschriebenen Ansätzen verwendet werden, um die Schadenslage nach dem Erdbeben von Bam (Iran, 2003) basierend auf Fernerkundungsdaten zu bestimmen.

Bei der Einteilung der Schadensskalen muss zwischen pixel- und objektbasierten Ansätzen unterschieden werden (Rathje und Adams, 2008). Bei pixelbasierten Ansätzen wird entweder jedem Pixel eine Schadensintensität zugewiesen (z. B. Saito und Spence, 2004) oder es wird für ein größeres Fenster bestehend aus  $n \times n$  Pixeln ein Schadenswert aus den Schadenswerten der Einzelpixel abgeleitet (z. B. Huyck et al., 2004; Miura et al., 2007). Die erstgenannte Variante wird häufig bei Daten mit geringer (Bodenpixelgröße: 15-30 m) und mittlerer (Bodenpixelgröße: 2.5-15 m) geometrischer Auflösung


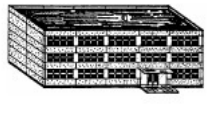

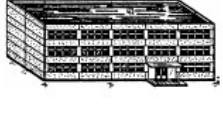

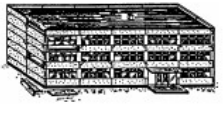

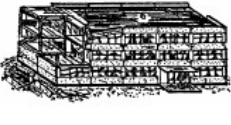


Ziegelbauten	Stahlbetonbauten	Klassifikation der Schadensgrade
		<b>Grad 1: Geringfügiger bis leichter Schaden</b> (kein struktureller Schaden, leichte nicht-strukturelle Schäden)
		<b>Grad 2: Mäßige Schäden</b> (leichte strukturelle Schäden, mäßige nicht-strukturelle Schäden)
		<b>Grad 3: Beträchtliche bis starke Schäden</b> (mäßige strukturelle Schäden, starke nicht-strukturelle Schäden)
		<b>Grad 4: Sehr starke Schäden</b> (starke strukturelle Schäden, sehr starke nicht-strukturelle Schäden)
		<b>Grad 5: Zerstörung</b> (sehr starke strukturelle Schäden)

Abbildung 5: Übersicht über die Schadensgrade der EMS 1998 unterschieden nach Ziegel- und Stahlbetonbauten (aus Grünthal, 1998).

verwendet, da in diesen Fällen einzelne Pixel bereits eine relativ große Fläche repräsentieren, während letztere vor allem bei hochaufgelösten Daten (Bodenpixelgröße: 0.6 - 1 m) zum Einsatz kommt (vgl. Rathje und Adams, 2008). Auf diese Weise kann der Einfluss einzelner falsch klassifizierter Pixel reduziert werden.

Die objektbasierten Verfahren weisen einzelnen Objekten einen Schadensgrad zu. Es werden im Folgenden nur Ansätze betrachtet, die eine gebäudeweise Schadensbeschreibung durchführen. Die einfachste objektbasierte Schadensskala ist die binäre Unterscheidung zwischen *eingestürzten* und *nicht eingestürzten* Gebäuden (z. B. Gusella et al., 2005; Turker und Cetinkaya, 2005; Sumer und Turker, 2006). Eine etwas detaillierte Unterscheidung erfolgt bei Verwendung der drei Klassen *eingestürzt*, *teilweise eingestürzt* und *nicht eingestürzt* (z. B. Rezaeian und Gruen, 2007). Sollen noch gezielter verschiedene Schadensgrade unterschieden werden, so kann dies basierend auf einer bestehenden Schadensskala, wie der Europäischen Makroseismischen Skala (European Macroseismic Scale, EMS, Grünthal, 1998) geschehen (z. B. Chesnel et al., 2007; Yamazaki et al., 2005). In der EMS werden fünf verschiedene Schadensgrade unterschieden, die in Abbildung 5 schematisch dargestellt sind. Anhand dieser Abbildung wird deutlich, dass die Differenzierung zwischen den Schadensgraden 1 und 2 hauptsächlich über die Anzahl und Stärke der Risse in den Wänden erfolgt. Dadurch ist eine Unterscheidung zwischen Grad 1, Grad 2 und intakten Gebäuden (Grad 0) mit Verfahren, die auf Fernerkundungsdaten basieren, aufgrund der Blickrichtung des Sensors nur schwer oder nahezu nicht möglich. Chesnel et al. (2007) unterscheiden daher vier Schadensklassen (*Grad 0-2*, *Grad 3*, *Grad 4*, *Grad 5*), wobei auch die Erkennung von Grad 3 unsicher ist. Auch mit der visuellen Bildinterpretation von Yamazaki et al. (2005) ist es nicht möglich, die Grade 1 und 2 zu unterscheiden. Bei beiden Untersuchungen zeigte sich, dass Gebäude mit dem Schadensgrad 5 am zuverlässigsten klassifiziert werden.

Aufgrund dieser Vielzahl unterschiedlicher Schadensskalen wird die Forderung nach einer einheitlichen Skala, die auch eine konsistentere Schadensinterpretation und eine bessere Vergleichbarkeit der

unterschiedlichen Ansätze ermöglicht, immer stärker (Eguchi et al., 2005; Rathje und Adams, 2008). Die in Eguchi et al. (2005) geforderten Eigenschaften einer solchen standardisierten Schadensskala sind hoch. So sollte sie mindestens zwischen *eingestürzten* und *nicht eingestürzten* Gebäudestrukturen unterscheiden, im Idealfall allerdings auch Schadensformen wie *Schiefstellungen* oder *horizontale Schichtungen* identifizieren können. Des Weiteren muss berücksichtigt werden, dass nicht alle in den Bilddaten detektierten Veränderungen durch Gebäudeschäden verursacht werden müssen. Es können vielmehr auch Veränderungen durch mobile Objekte (z. B. Fahrzeuge, Marktstände, Kräne, vgl. auch Steinle, 2005), jahreszeitliche Einflüsse oder die Verwendung unterschiedlicher Sensoren hervorgerufen werden. Eine weitere Anforderung ist, dass die Skala für eine Vielzahl von Daten unterschiedlicher Sensoren verwendbar sein sollte (u.a. optische Sensoren, Radar, Laserscanning). Außerdem sollte sowohl zwischen Schädigungen an Gebäuden und anderen Infrastruktureinrichtungen wie Straßen und Brücken unterschieden werden, als auch zwischen Wohngebäuden, gewerblichen und industriellen Einrichtungen. Nicht zuletzt sollte die Möglichkeit bestehen, die Skala anzupassen und zu aktualisieren, wenn neue, bessere Sensoren verfügbar sind.

Die Definition einer solchen standardisierten Schadensskala stellt somit eine große Herausforderung dar (Eguchi et al., 2005; Rathje und Adams, 2008). So ist es aufgrund der unterschiedlichen Eigenschaften der zugrunde liegenden Daten – z. B. hinsichtlich des erfassenden Sensors sowie der Auflösung – schwierig, eine einheitliche Schadensskala festzulegen. Ein weiteres Problem stellt der Mangel an Referenzdaten<sup>9</sup> (ground truth data) dar, mithilfe derer die Verfahren zur Schadensabschätzung verifiziert werden können. Ein wichtiger Punkt bei der Definition einer standardisierten Schadensskala ist aber sicherlich, dass diejenigen, welche die extrahierte Information nutzen sollen – also Personen, die für die Planung von Rettungseinsätzen sowie erste Abschätzungen von Opferzahlen verantwortlich sind – in die Diskussion mit einbezogen werden (Eguchi et al., 2005).

### 2.5.2 Schadensklassifizierung durch Schadensbilder

Die Ausführungen in Abschnitt 2.5.1 zeigen, dass in den vorhandenen Ansätzen zur Schadenserkenennung an Gebäuden nach Katastrophenereignissen basierend auf Fernerkundungsdaten bisher keine Schadensskalen verwendet werden, die bei der Festlegung der unterschiedenen Klassen sowohl die Eigenschaften der zugrunde liegenden Daten berücksichtigen als auch die Eignung der erzielten Ergebnisse für eine detaillierte Opferabschätzung bzw. Rettungseinsatzplanung.

Daher wurde im Rahmen des Sonderforschungsbereichs 461 „Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen“ ein neues Schadensklassifikationsschema entwickelt. Dieses ermöglicht eine genauere Klassifizierung von Gebäudeschäden wie sie als Eingabe für die in Schweier und Markus (2006b) beschriebene geometriebasierte Opfer- und Ressourcenabschätzung benötigt wird, was existierende Schadensskalen wie die EMS nicht leisten können (Gehbauer et al., 2001). Außerdem fanden bei seiner Definition zumindest einige der oben genannten Anforderungen an eine standardisierte Schadensskala Eingang. Die nun folgenden Erläuterungen zu diesem Schadensklassifikationsschema sind Gehbauer et al. (2001, 2003, 2004), Schweier et al. (2005), Schweier und Markus (2006a) und Schweier (2007) entnommen. Diese Veröffentlichungen zeigen auch die Entwicklung dieses Schemas zur Schadensklassifizierung und des damit verbundenen Schadenskatalogs, der die geometrischen Eigenschaften sowie Bilder von mehr als 150 eingestürzten Gebäuden enthält.

Das entwickelte Schadensklassifikationsschema umfasst zehn Schadensbilder, die typische Schadensformen an Gesamtgebäuden repräsentieren (Abbildung 6). Dabei muss nicht notwendigerweise das komplette Gebäude eingestürzt sein. Es können vielmehr auch Teile erhalten sein (Abbildung 7a). Außerdem besteht die Möglichkeit, dass ein Gebäude mehrere Schadensbilder gleichzeitig aufweist. Diese können dabei entweder übereinander oder nebeneinander auftreten (Abbildung 7).

Bei der Definition der Schadensbilder wurde darauf geachtet, dass möglichst alle Schadensarten abgedeckt sind, die nach Erdbeben oder anderen Katastrophen an Gebäuden auftreten, und dass die charakteristischen Eigenschaften der Schadensbilder aus Laserscannerdaten abgeleitet werden können.

<sup>9</sup>An dieser Stelle werden als Referenzdaten Daten verstanden, die in Vorortbegehungen nach der Katastrophe erhoben wurden und den tatsächlichen Schadenszustand der Gebäude angeben.






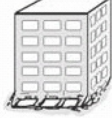












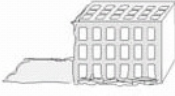

 1. Rutschfläche	 2. geneigte Schichtung	 3. gestaffelte Schichtung	 4 a) horizontale Schichtung Erdgeschoss	 4b) horizontale Schichtung Zwischengeschoss	 4c) horizontale Schichtung Obergeschoss
 5 Horizontale Schichtung alle Stockwerke	 5a) horizontale Schichtung mehrere Untergeschosse	 5b) horizontale Schichtung mehrere Zwischengeschosse	 5c) horizontale Schichtung mehrere OG	 6. Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken	 7a) Trümmerkegel
 7b) geschichteter Trümmerkegel	 7c) Trümmerkegel mit vertikalen Elementen	 8. abgetrennter Gebäudeumsturz	 9a) Schiefstellung	 9b) Gebäudeumsturz	 10. überhängende Elemente

Abbildung 6: Zusammenstellung der Schadensbilder (aus Gehbauer et al., 2003).

Außerdem sollten die unterschiedenen Schadenstypen unterschiedliche Opferzahlen und Rettungstechniken bedingen (Schweier und Markus, 2006a).

Die zehn Schadensbilder lassen sich in fünf Gruppen einteilen:

- Geneigte Schichtungen (1. *Rutschfläche*, 2. *geneigte Schichtung*, 3. *gestaffelte Schichtung*),
- horizontale Schichtungen (4a. *horizontale Schichtung – Erdgeschoss*, 4b. *horizontale Schichtung – Zwischengeschoss*, 4c. *horizontale Schichtung – Obergeschoss*, 5. *horizontale Schichtung – alle Geschosse*, 5a. *horizontale Schichtung – mehrere Untergeschosse*, 5b. *horizontale Schichtung – mehrere Zwischengeschosse*, 5c. *horizontale Schichtung – mehrere Obergeschosse*),
- Trümmerkegel (6. *Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken*, 7a. *Trümmerkegel*, 7b. *geschichteter Trümmerkegel*, 7c. *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen*),
- Gebäudeneigung und -umsturz (8. *abgetrennter Gebäudeumsturz*, 9a. *Schiefstellung*, 9b. *Gebäudeumsturz*),
- überhängende Elemente (10. *überhängende Elemente*).

Einige der Schadensbilder können noch weiter in Untertypen unterteilt werden (z.B. 4. *horizontale Schichtung eines Geschosses*). Diese Unterteilung wird deshalb vorgenommen, da es für die Opferabschätzung und die Unterstützung der Planung der Rettungseinsätze durchaus eine Rolle spielt, welches Geschoss bei einer horizontalen Schichtung eingestürzt ist, ob ein Trümmerkegel nur aus kleinstrukturierten Trümmerteilen oder hauptsächlich aus größeren Platten besteht und ob ein Gebäude vollständig umgekippt ist oder nur schief steht. Mithilfe von aus der Luft erfassten Daten – seien dies nun Laserscannerdaten oder Luft- bzw. Satellitenbilder – lässt sich die Information, die für die Unterscheidung der Untertypen der horizontalen Schichtungen nötig ist, aufgrund der annähernden Nadirsicht allerdings nicht extrahieren. Dies bedeutet, dass auf diese Weise nur das übergeordnete Schadensbild *horizontale Schichtung eines Geschosses* bzw. *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* identifiziert werden kann. Hingegen ist die Unterscheidung der verschiedenen Arten von Trümmerkegeln basierend auf solchen Daten in Abhängigkeit von der Datenart und den Dateneigenschaften prinzipiell ebenso möglich wie die Differenzierung zwischen schief stehenden und umgekippten Gebäuden.



(a)



(b)

Abbildung 7: (a) Gebäude mit erhaltenen Teilen sowie den nebeneinander auftretenden Schadensbildern *2. geneigte Schichtung* und *7a. Trümmerkegel* (Foto: M. Markus); (b) Gebäude mit den übereinander auftretenden Schadensbildern *5a. horizontale Schichtung – mehrere Untergeschosse* und *9a. Schiefstellung* (Foto: M. Markus).

Um die Schadensbilder im Rahmen einer auf Laserscannerdaten basierenden Schadensinterpretation identifizieren zu können, wurden geometrische Merkmale festgelegt, die unterschiedliche Eigenschaften für unterschiedliche Schadensbilder aufweisen und aus dem Vergleich von Laserscannerdaten mit Referenzdaten abgeleitet werden können, die den Zustand vor der Katastrophe repräsentieren. Durch das Auswerten des Schadenskatalogs liegen für alle Schadensbilder qualitative und quantitative Angaben zu den Ausprägungen der charakteristischen geometrischen Merkmale vor. Es werden die folgenden 13 geometrischen Merkmale unterschieden (Schweier und Markus, 2006a; Gehbauer et al., 2004):

- Oberflächenstruktur,
- Größe der obersten Ebenen,
- Volumenreduktion,
- Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe,
- Erkennbarkeit der Grundflächengrenzen,
- Neigungsänderung bzgl. der Ausgangssituation innerhalb der Grundfläche,
- Schädigung der Dachstruktur,
- Trümmerstruktur außerhalb der Grundfläche
  - Art der Trümmer außerhalb der Grundfläche,
  - Trümmerteilgröße,
  - zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche,
  - Neigung der Trümmeranlagerung außerhalb der Grundfläche,
  - vorhandene Höhe an der Grundflächengrenze,
- vorhandene Schadenselemente.

Die Bestimmung der qualitativen und quantitativen Angaben zu den Ausprägungen der geometrischen Merkmale eines jeden Schadensbildes erfolgte durch Auswerten von über 1850 Bildern, die von mehr als 150 eingestürzten Gebäuden gemacht wurden, sowie durch die Analyse von Berichten über die durchgeführten Rettungseinsätze. Auf diese Weise entstand der so genannte *Schadenskatalog*. Um qualitative Information über die Merkmale auszudrücken, werden linguistische Terme verwendet (vgl. Abschnitt 2.3.3). So weist z. B. eine *geneigte Schichtung* eine *geringe Volumenreduktion* auf. Die Angabe quantitativer Information erfolgt durch numerische Werte. So beträgt z. B. die *Volumenreduktion* eines *Trümmerkegels* 60-80% des ursprünglichen Volumens. Eine ausführlichere Übersicht über die Schadensbilder mit ihren geometrischen Eigenschaften findet sich in Anhang A.3.

## 2.6 Folgerungen

In den vorhergehenden Abschnitten wurden zunächst einige für diese Arbeit relevante Grundlagen beschrieben. Anschließend erfolgte eine Analyse des momentanen Stands der Forschung hinsichtlich der Verfahren zur Identifizierung eingestürzter Gebäude nach Katastrophen und der diesen Verfahren zugrunde liegenden Schadensskalen.

Zusammenfassend führen diese Ausführungen zu den folgenden wichtigen Aspekten für das Erreichen der in Abschnitt 1.2 aufgeführten Ziele dieser Arbeit:

- Es existiert bisher kein Verfahren zur automatischen Erkennung und Analyse eingestürzter Gebäude nach Katastrophen, das die für eine geometriebasierte Opferabschätzung sowie eine Abschätzung des Bedarfs an Rettungspersonal und -ressourcen benötigten Eingangsinformationen liefert. Daher ist eines der Ziele dieser Arbeit die Konzeption und Realisierung eines solchen Verfahrens.
- Als Grundlage für ein solches Verfahren sollten 2.5D- oder 3D-Daten verwendet werden, da in optischen Luft- bzw. Satellitenbildern, welche die Höhenkomponente nicht umfassen, bestimmte Schadensbilder nicht einmal im Rahmen einer rein visuellen Analyse durch einen menschlichen Auswerter identifiziert werden können. Auch Radardaten scheinen aufgrund der durch die Seitensichtgeometrie hervorgerufenen negativen Effekte in städtischen Gebieten und der zu geringen geometrischen Auflösung – zumindest momentan noch – nicht geeignet.
- Um einen einfacheren und damit schnelleren Datenzugriff zu gewährleisten, erscheinen digitale Oberflächenmodelle bzw. normalisierte digitale Oberflächenmodelle als besonders geeignet, wenn als Repräsentationsform ein regelmäßiges Raster gewählt wird. Als Erfassungsart ist Laserscanning wegen des aktiven Sensors der Generierung durch automatische Bildzuordnung vorzuziehen. Als Datengrundlage für die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren dienen daher in erster Linie nDOM, die aus Daten abgeleitet werden, welche mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden.
- Bisher finden sich in der Literatur keine Arbeiten, die ein Verfahren zur Erkennung und Analyse eingestürzter Gebäude basierend auf Daten, die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden, anhand von Daten real geschädigter Gebäude verifizieren. Im Gegensatz dazu sollen für die Verifizierung der in dieser Arbeit entwickelten und vorgestellten Verfahren Daten real eingestürzter Gebäude zum Einsatz kommen.
- Als Grundlage eines Bildanalyse-Systems müssen die zu erkennenden Objekte, bei denen es sich in dieser Arbeit um die eingestürzten Gebäude und ihre Schadensbilder handelt, zunächst in Form eines Modells beschrieben werden. Hierfür erscheint ein generisches Modell aufgrund der Vielzahl möglicher Einsturzformen besser geeignet als ein spezifisches Modell. Als Grundlage für die Modellierung kann das in Form des Schadensklassifikationsschemas und des Schadenskatalogs vorliegende Expertenwissen dienen.
- Da die möglichen Ausprägungen der Schadensbilder sehr vielfältig sind, empfiehlt sich sowohl für die Generierung von geometrischen Modellen der eingestürzten Gebäude als auch für die Analyse ihrer Schädigungen eine datengetriebene Extraktionsstrategie.
- Für die Zuordnung von aus den Daten extrahierten Segmenten zu den modellierten Schadensbildern mithilfe verschiedener Merkmale stehen verschiedene wissensbasierte Verfahren zur Verfügung, die auf der Bayes-Theorie, der Dempster-Shafer-Theorie oder der Fuzzy-Theorie basieren. Explizite bzw. wissensbasierte Verfahren eignen sich besonders dann, wenn A-priori-Wissen in Form von Expertenaussagen vorliegt, was durch den Schadenskatalog der Fall ist.



## 3 Verwendete Modelle

Grundlage für die Erkennung von Objekten in Daten sowie ihre Analyse ist, wie in Abschnitt 2.2.1 erläutert, ein Modell, welches das vorliegende Wissen über die interessierenden Objekte zusammenfasst und strukturiert repräsentiert. Die in dieser Arbeit eingesetzten Modelle werden in diesem Kapitel beschrieben. Hierfür wird zunächst auf die Datengrundlage sowie das verwendete Sensormodell eingegangen (Abschnitt 3.1). Anschließend werden die Modelle für intakte (Abschnitt 3.2) und eingestürzte Gebäude (Abschnitt 3.3) erläutert, wobei jeweils zunächst die Komponenten mit ihren Eigenschaften im Objektmodell beschrieben werden, bevor sie mithilfe des Sensormodells auf die Datenebene und somit in das Bildmodell übertragen werden. Die Komponenten eines intakten bzw. eingestürzten Gebäudes können jeweils durch geometrische und physikalische Eigenschaften beschrieben werden. Des Weiteren werden die Objekte in Teilobjekte zerlegt, die ebenfalls durch geometrische und physikalische Merkmale charakterisiert sind. Die Beziehungen der interessierenden Objekte zu anderen Objekten, die in einer Szene enthalten sein können, fasst schließlich das Kontextmodell zusammen (Abschnitt 3.4). Aus den in Abschnitt 2.6 bereits erläuterten Gründen wird bei der Modellierung darauf geachtet, dass die entwickelten Modelle möglichst generisch sind.

### 3.1 Datengrundlage und Sensormodell

#### 3.1.1 Referenzdaten

Um die Schäden an Gebäuden detailliert bestimmen zu können, ist es hilfreich, wenn für die betroffenen Gebiete Referenzdaten verfügbar sind, die dreidimensionale geometrische Beschreibungen der Gebäude (3D-Gebäudemodelle) vor der Katastrophe umfassen (vgl. Abschnitt 2.4). Idealerweise sollten die Referenzdaten die Situation möglichst kurz vor Eintritt der Katastrophe repräsentieren. Je weiter der Zeitpunkt, zu dem die Referenzdaten erfasst wurden, in Bezug auf den Eintritt der Katastrophe zurückliegt, desto wahrscheinlicher ist es, dass auch Veränderungen, die bereits vor der Katastrophe stattgefunden haben, als Schädigungen detektiert werden.

Für die Konstruktion dreidimensionaler Gebäudemodelle, welche die in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen Anforderungen an Modelle intakter Gebäude erfüllen, stehen verschiedene Möglichkeiten zur Verfügung. So können sie z. B. aus Daten abgeleitet werden, die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden (z. B. Brenner und Haala, 2000; Vosselman und Dijkman, 2001; Rottensteiner et al., 2005a; Schwalbe et al., 2005; Steinle, 2005). Andere Möglichkeiten für ihre Bestimmung sind der Einsatz terrestrischer Vermessung oder photogrammetrischer Methoden sowie die Rekonstruktion anhand von Bauplänen. Außer den 3D-Gebäudemodellen enthalten die Referenzdatensätze keine weiteren Objekte.

Soll im Rahmen der Schadensanalyse zusätzlich zu den geometrischen Veränderungen spektrale Information berücksichtigt werden, so ist es von Vorteil, wenn diese Daten ebenfalls bereits zu einem Zeitpunkt vor der Katastrophe erfasst wurden. Nur so ist es möglich, Veränderungen durch den Vergleich von Eigenschaften vor und nach der Katastrophe abzuleiten (vgl. Abschnitt 2.4).

#### 3.1.2 Schadensdaten

Als primäre Datenquelle dienen in dieser Arbeit normalisierte digitale Oberflächenmodelle (vgl. Abschnitt 2.1), die aus Daten abgeleitet werden, welche nach einer Katastrophe mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden (vgl. Abschnitt 2.6). Laserscanning wird als Erfassungsart der Erzeugung mittels automatischer Bildzuordnung aus Luftbildern vorgezogen, da der aktive Sensor vor allem hinsichtlich des speziellen Anwendungsfalls nach Katastrophen große Vorteile bietet (vgl. Abschnitt 2.4). Als Repräsentationsart für die nDOM werden regelmäßige Raster gewählt. Somit können die nDOM als 16-Bit-Bilder dargestellt werden, in denen die Grauwerte die Höhen der Rastermittelpunkte in Zentimetern repräsentieren. Dies bedeutet, dass für jeden Rastermittelpunkt dreidimensionale Koordinaten in einem Pixelkoordinatensystem angegeben werden können, wobei der Ursprung dieses Koordinatensystems in der linken oberen Ecke des Bildes liegt, die  $x$ -Achse nach rechts und die

$y$ -Achse nach unten zeigt. Den  $z$ -Wert bildet der als Grauwert gespeicherte Höhenwert des Pixels. Da in  $x$ -Richtung die Spalten und in  $y$ -Richtung die Zeilen gezählt werden, werden auch die Bezeichnungen  $c$  (columns) und  $r$  (rows) statt  $x$  bzw.  $y$  verwendet. Bei dem Pixelkoordinatensystem handelt es sich um ein Linkssystem, dessen Einheit *Pixel* sind.

Der Übergang von den originalen Punktwolken, die das ursprüngliche Ergebnis einer Laserscannerbefliegung bilden, auf Rasterdaten wird aufgrund der Möglichkeit zur schnelleren Weiterverarbeitung von Rasterdaten durchgeführt, in denen die Nachbarschaftsbeziehungen im Gegensatz zu ungeordneten Punktwolken implizit enthalten sind. Außerdem erfolgt so bereits eine Reduktion der ansonsten sehr großen Datenmenge und eine gewisse Verringerung des Rauschens. Die Beschreibung der Oberflächenstruktur als Graphenfläche ( $z = f(x, y)$ ) führt dazu, dass beispielsweise vertikale Wände nicht direkt in den Daten enthalten sind. Außerdem kommt es dadurch zu gewissen Ausrundungen entlang von Höhenkanten.

Bei den im Rahmen dieser Arbeit eingesetzten DOM sowie den daraus abgeleiteten nDOM wird davon ausgegangen, dass sie bereits auf die Lage vor der Katastrophe referenziert sind. In vielen Fällen kann dies durch eine übliche Georeferenzierung realisiert werden. Teilweise reicht dies allerdings nicht aus, da z. B. Erdbeben einen Versatz der Objekte auf der Erdoberfläche von mehreren Metern verursachen können. In solchen Fällen müssen die Daten anhand von identischen Objekten in den Referenz- und Schadensdaten referenziert werden. Bei den DOM sowie den daraus abgeleiteten nDOM wird von einer absoluten Lagegenauigkeit von besser  $\pm 50$  cm und einer Höhengenaugigkeit von besser  $\pm 15$  cm ausgegangen. Genau genommen sollte bei der Ableitung der digitalen Oberflächen- und Geländemodelle aus den Originaldaten eine konsequente Fortpflanzung der Genauigkeiten und Kovarianzen erfolgen, da dann bestimmte Schwellwerte im Rahmen der Extraktionsstrategie aus diesen Angaben abgeleitet werden könnten (vgl. z. B. Weidner, 1997). Häufig liegen diese Informationen allerdings nicht vor und auch die verwendeten Interpolationsverfahren werden von den Firmen, welche die Laserscannerdaten erfassen, vorverarbeiten und bereitstellen, oft nicht genauer angegeben. Daher wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass keine Informationen über die Kovarianzen und verwendeten Interpolationsverfahren vorliegen. Hinsichtlich der geometrischen Auflösung wird eine Bodenpixelgröße von 1 m angenommen.

Als grundlegendes geometrisches Sensormodell kann nach der Transformation der in Polarkoordinaten aufgenommenen Laserpunktwolke in ein regelmäßiges Raster die parallele Projektion gelten. Einen weiteren Teil des Sensormodells stellt die Aufweitung des Laserstrahls dar, die zu unterschiedlichen First- und Last-Echo-Werten führt, wenn mehrere Objekte, die unterschiedlich weit vom Sensor entfernt sind, innerhalb des Strahlkegels liegen (vgl. Abschnitt 2.1.3). Kontinuierliche Oberflächen zeichnen sich durch geringe First-Last-Echo-Differenzen aus, während an den Rändern solcher Oberflächen oder für teilweise durchlässige Oberflächen bzw. Objekte große First-Last-Echo-Differenzen auftreten.

Häufig wird während einer Laserscannerbefliegung zusätzlich zu den Höhendaten die Intensität der empfangenen Signale erfasst. Es scheint zunächst angebracht, diese als zusätzliche Information für die Erkennung und Unterscheidung von Trümmerstrukturen in die Schadensanalyse einzubringen (vgl. Abschnitt 1.2). Allerdings hängen die Intensitätswerte neben den Materialeigenschaften und der Oberflächenrauigkeit stark von dem Einfallswinkel des Laserstrahls auf das reflektierende Objekt sowie der Entfernung des Objekts vom Sensor ab (Jutzi und Gross, 2009). So ergeben sich z. B. für ein und dasselbe Objekt unterschiedliche Intensitätswerte, wenn dieses in mehreren Flugstreifen enthalten ist. Daher erscheinen identische Objekte auch in Daten, die zu verschiedenen Zeitpunkten erfasst wurden, oft sehr unterschiedlich (vgl. Abbildung 8). Aus diesen Gründen sollte zunächst eine Normalisierung der Daten durchgeführt werden. Hierfür muss allerdings die Position des Sensors zum Aufnahmezeitpunkt bekannt sein (Jutzi und Gross, 2009). Da dies für die in dieser Arbeit verwendeten Datensätze (vgl. Abschnitt 5.2.1) nicht der Fall war, konnte keine Normalisierung durchgeführt werden. Abbildung 9 zeigt außerdem, dass eine Unterscheidung zwischen erhaltenen Dächern und Trümmerstrukturen auch mithilfe von Intensitätsdaten eines Zeitpunktes nicht möglich ist, da keine signifikanten Unterschiede in Spektralwert und Textur für eingestürzte und intakte Gebäude festgestellt werden können. Aus diesen Gründen werden die Laserintensitäten im Folgenden nicht weiter betrachtet.

Viele Lasersysteme bieten heutzutage außerdem die Möglichkeit während der Laserscannerbefliegung simultan Multispektraldaten zu erfassen, beispielsweise mit einem Zeilenscanner wie er z. B. in das Sys-

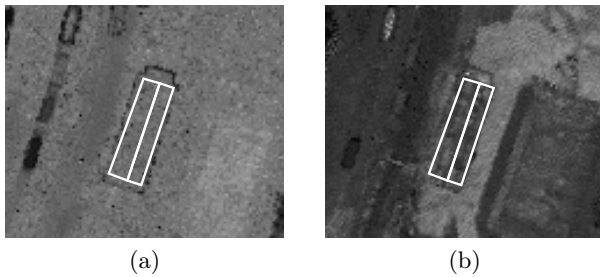


Abbildung 8: Intensitätsbilder eines unveränderten Gebäudes zu zwei unterschiedlichen Zeitpunkten.

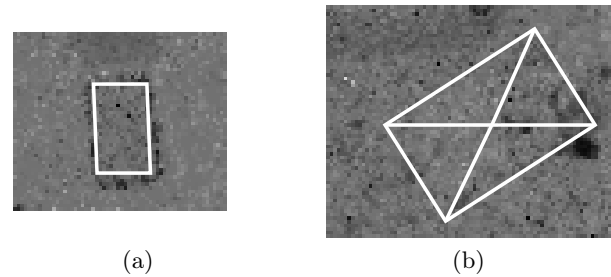


Abbildung 9: Intensitätsbilder eines intakten Gebäudes (a) und eines Trümmerkegels (b) zum selben Zeitpunkt.

tem Falcon II der Firma TopoSys integriert ist. Wie in den Abschnitten 1.1 und 2.4 bereits erwähnt, haben Laserscannerdaten im Vergleich zu Multispektraldaten den Vorteil, dass sie auch bei Nacht oder Rauchbildung erfasst werden können. Dies bedeutet, dass Multispektraldaten nicht immer mit erfasst werden können. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass die Multispektraldaten, wenn sie vorhanden sind, in den vier Spektralkanälen *Blau (B)*, *Grün (G)*, *Rot (R)* und *Nahes Infrarot (NIR)* erfasst wurden, wobei die radiometrische Auflösung 8 Bit pro Kanal beträgt. Aus den Zeilenscannerbildern können wahre Orthophotos generiert werden, die den Vorteil bieten, dass eine parallele Projektion als geometrisches Sensormodell angenommen werden kann. Ferner wird von einer Pixelgröße am Boden von  $50\text{ cm} \times 50\text{ cm}$  ausgegangen.

Eine andere Möglichkeit zusätzlicher Multispektraldaten stellen wahre Orthophotos dar, deren zugrunde liegende Luftbilder getrennt von der Laserscannerbefliegung mit einer digitalen Luftbildkamera aufgenommen werden. Diese zeichnen sich durch eine höhere Bodenauflösung aus (in dieser Arbeit 16 cm). Das größte Problem bei einer getrennten Erfassung von Höhen- und Multispektraldaten liegt in der inhaltlichen Konsistenz der Daten. Außerdem ist es teuer zwei getrennte Befliegungen durchzuführen.

Abbildung 10 zeigt, wie die verschiedenen Arten von Trümmerkegeln in den beschriebenen Daten erscheinen (First- und Last-Echo-nDOM mit 1.00 m GSD<sup>10</sup>, Orthophoto mit 0.50 m GSD, Orthophoto mit 0.16 m GSD). Es wird deutlich, dass während in den nDOM und dem Orthophoto mit geringerer Bodenauflösung keine Unterscheidung zwischen einem *Trümmerkegel* und einem *geschichteten Trümmerkegel* möglich ist, die größeren Platten des *geschichteten Trümmerkegels* in dem höheraufgelösten Orthophoto deutlich erkennbar sind.

## 3.2 Modell für intakte Gebäude

In diesem Abschnitt werden die Modellannahmen für intakte Gebäude vorgestellt. Hierfür werden zunächst die Komponenten eines intakten Gebäudes mit ihren Eigenschaften im Objektmodell beschrieben. Obwohl davon ausgegangen wird, dass die Referenzgebäudemodelle nicht aus Daten abgeleitet werden müssen, erfolgt anschließend die Übertragung auf die Datenebene und damit ins Bildmodell. Grund hierfür ist, dass auch in den Schadensdaten erhaltene und somit intakte Gebäude enthalten sein können. Die einzelnen Komponenten intakter Gebäude sowie deren Eigenschaften werden im Folgenden kursiv dargestellt.

### 3.2.1 Objektmodell

Ein intaktes Gebäude besteht aus einem oder mehreren Gebäudeteilen. Jeder dieser intakten Gebäudeteile setzt sich aus einem *Dach* und einer gewissen Anzahl *vertikaler Wände* zusammen, wobei das *Dach* wiederum aus mehreren großen *Dachflächen* sowie kleineren Objekten wie Schornsteinen oder

<sup>10</sup> *ground sampling distance* = Rasterweite am Boden



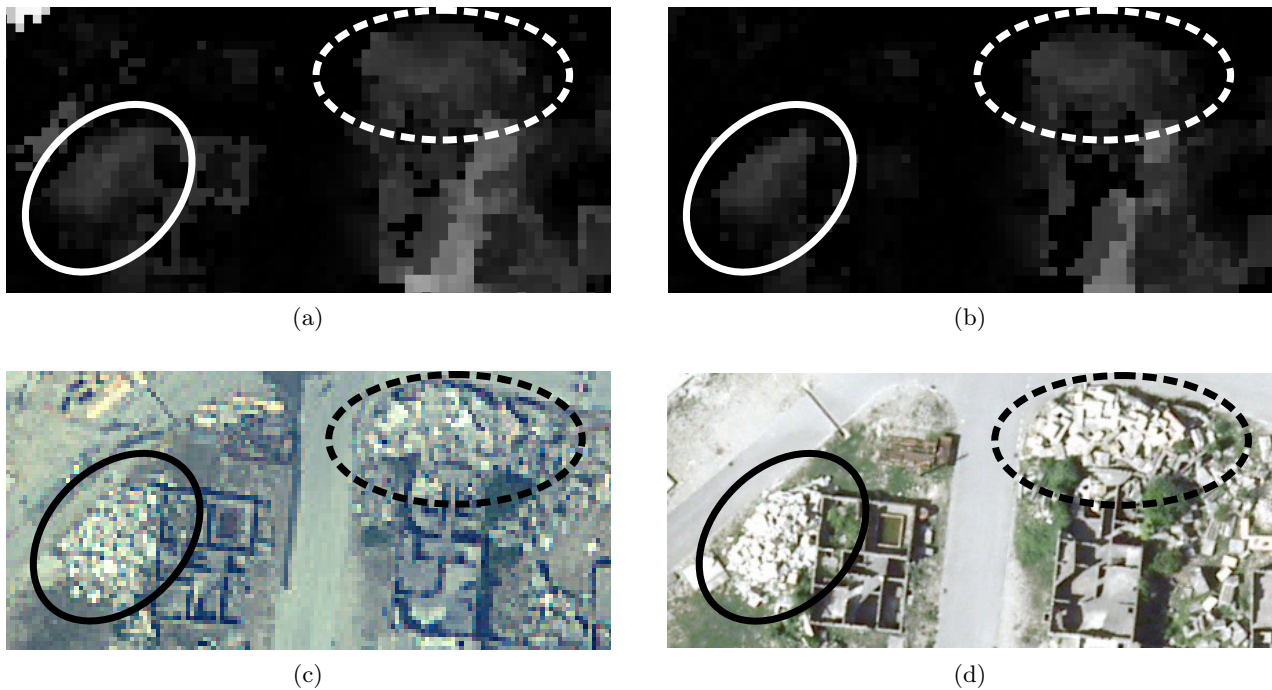


Abbildung 10: *Trümmerkegel* (durchgezogene Ellipsen) und *geschichteter Trümmerkegel* (gestrichelte Ellipsen) in (a) First-Echo-nDOM (GSD: 1.00 m), (b) Last-Echo-nDOM (GSD: 1.00 m), (c) Orthophoto aus Zeilenscannerdaten (GSD: 0.50 m), (d) Orthophoto aus digital aufgenommenem Luftbild (GSD: 0.16 m).

Dachgauben gebildet wird (vgl. Abbildung 11). Für die *Dachflächen* wird angenommen, dass diese *eben* und *durchgängig* sind und außerdem eine gewisse *Mindestgröße* aufweisen (z. B.  $3 \times 3 \text{ m}^2$ ). Daher stellen die kleineren Objekte Störungen innerhalb der größeren Dachflächen dar, weshalb sie im Folgenden als *Störobjekte* bezeichnet werden. Die Forderung nach ebenen Dachflächen führt dazu, dass für Gebäude mit Kuppel- oder Tonnendächern die Modellannahme verletzt ist. Diese müssen daher durch ebene Flächen approximiert werden.

Die Dächer von Gebäuden – und damit auch ihre Dachflächen und Störobjekte – können aus verschiedensten Materialien bestehen. So reicht das Spektrum von *Ziegeln aus unterschiedlichen Materialien* über *Beton* und *Metall* bis hin zu *Gras*.

Aus der Funktion eines Gebäudes lässt sich ableiten, dass dieses im Bereich der gesamten Grundfläche eine gewisse *Mindesthöhe* überschreitet und dass die Grundfläche eine *Mindestgröße* aufweist. Ansonsten ist es für Menschen nicht angenehm, sich darin längere Zeit aufzuhalten (vgl. Abschnitt 2.2.1).

### 3.2.2 Bildmodell

Die in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen Komponenten und Eigenschaften eines intakten Gebäudes werden nun mithilfe des Sensormodells (vgl. Abschnitt 3.1) auf die Ebene der Daten transformiert. Aufgrund der zugrunde liegenden Parallelprojektion können Objekte sowohl in den nDOM als auch in den Orthophotos als *prinzipiell unverzerrt* angesehen werden. Daher genügt es, sie mit einem Bildmaßstab, der über die Rasterweite am Boden festgelegt ist, zu skalieren.

Aufgrund der 2.5D-Beschreibung eines nDOM sind vertikale Wände darin nicht direkt erkennbar. Da diese bei intakten Gebäuden auch in den Orthophotos nicht sichtbar sind, sondern durch das Dach verdeckt werden, ist es nicht sinnvoll, deren Eigenschaften im Bildmodell zu berücksichtigen. Aus diesem Grund ist das Teilobjekt *vertikale Wände* in Abbildung 11 grau visualisiert. Da im Zuge der Schadensanalyse ebenfalls aus diesem Grund nur Merkmale verwendet werden, die sich aus der Kenntnis der



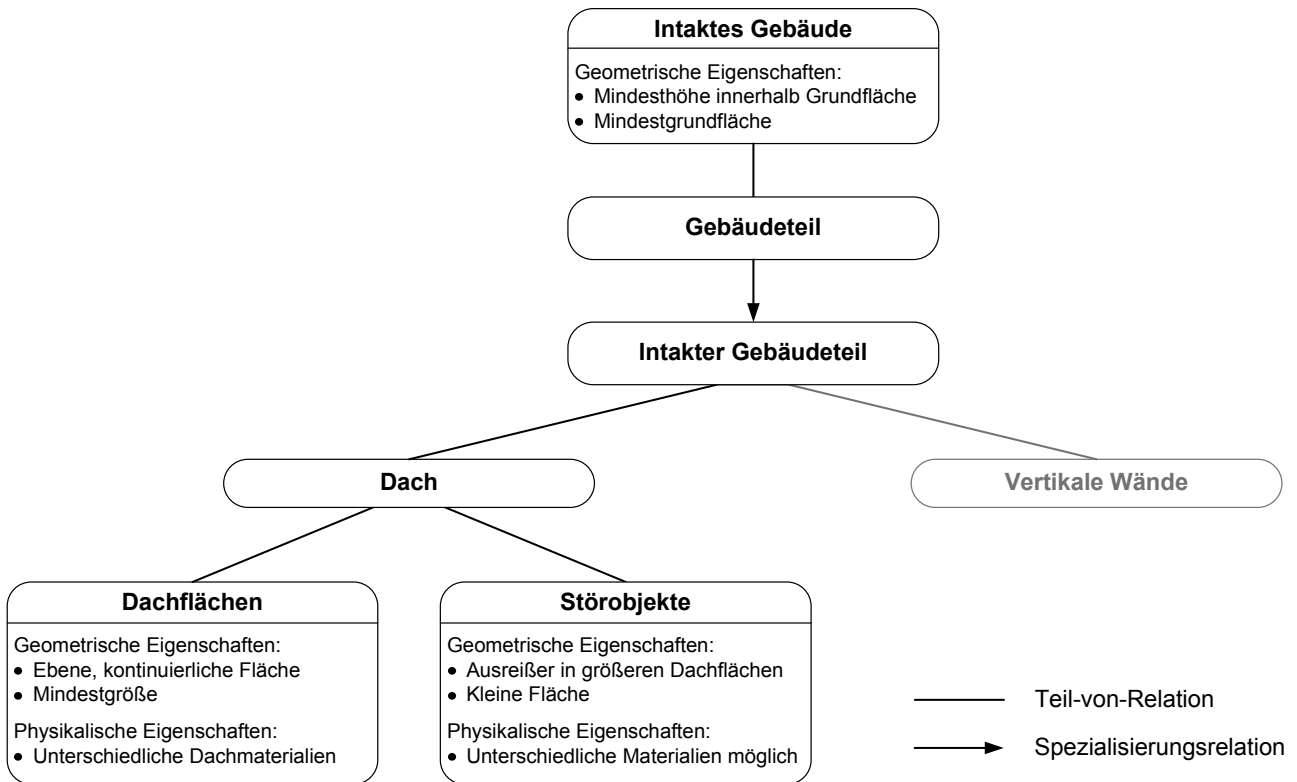


Abbildung 11: Komponenten eines intakten Gebäudes im Objektmodell.

Dachgeometrie ableiten lassen (vgl. Kapitel 4), müssen keine kompletten 3D-Modelle der Referenzgebäude vorliegen. Es genügt vielmehr, wenn die Dachflächen bekannt sind, wobei vorausgesetzt wird, dass auch Kenntnisse über Details wie Schornsteine oder Dachgauben vorhanden sind.

Die *ebenen Dachflächen* zeichnen sich in den nDOM als *homogene, ebene Regionen* mit einer *Mindestgröße* aus. Da die Dachflächen als kontinuierlich und damit für den Laserstrahl undurchlässig angenommen werden, weisen diese Bereiche außerdem *kleine First-Last-Echo-Differenzen* auf. Die Störobjekte hingegen stellen entweder *Ausreißer aus den ebenen Regionen* in den nDOM dar, oder sie bilden sich als *homogene, ebene Regionen* ab, deren Größe *kleiner* ist als die für Dachflächen angenommene *Mindestgröße*.

In den Multispektraldaten werden *Farbwert* und *Textur* durch die Materialien bestimmt, mit denen das Dach gedeckt ist. Des Weiteren ist die Anzahl der Störobjekte auf einem Dach eng mit der Textur verknüpft. So führen viele Störobjekte zu *stark texturierten Bereichen*, während die *Textur meist eher gering* ist, wenn wenige oder keine Störobjekte auf einem Dach zu finden sind. Die Abbildungen 12 und 13 zeigen wie sich die Zahl der Störobjekte auf die verschiedenen Datenarten auswirkt.

Aus der Tatsache, dass ein Gebäude im gesamten Bereich der Grundfläche eine gewisse Mindesthöhe hat, lässt sich ableiten, dass es sich im nDOM als *Region mit durchgängiger Mindesthöhe* abbildet, die außerdem eine *Mindestgröße* überschreitet.

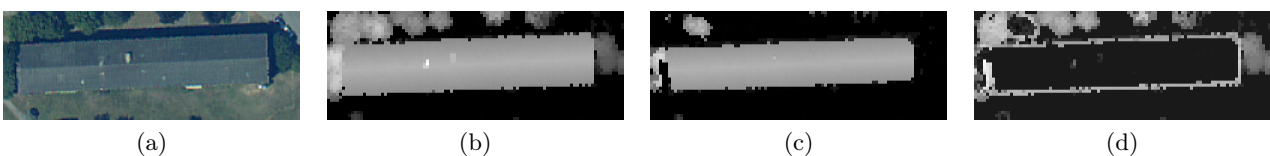


Abbildung 12: Gebäude ohne Störobjekte; (a) Orthophoto aus Zeilenscannerdaten; (b) First-Echo-nDOM; (c) Last-Echo-nDOM; (d) Differenz aus First- und Last-Echo-nDOM.

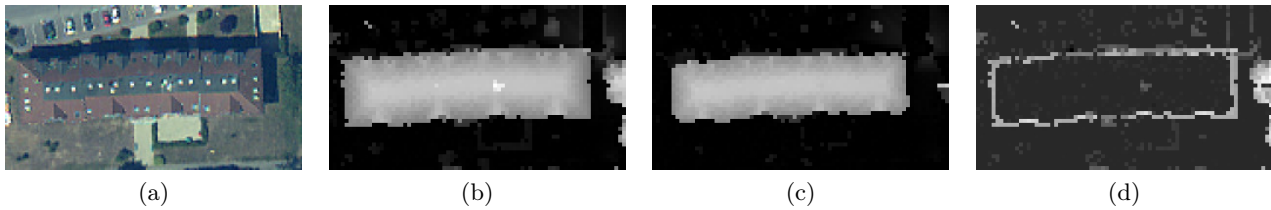


Abbildung 13: Gebäude mit Störobjekten; (a) Orthophoto aus Zeilenscannerdaten; (b) First-Echo-nDOM; (c) Last-Echo-nDOM; (d) Differenz aus First- und Last-Echo-nDOM.

### 3.3 Modell für eingestürzte Gebäudestrukturen

Ein eingestürztes Gebäude kann verschiedene Schadensbilder aufweisen (vgl. Abschnitt 2.5.2). Außerdem können Teile des Gebäudes erhalten sein. Es wird daher in Gebäudeteile zerlegt, die entweder erhalten und damit intakt sein können oder bestimmte Schadensbilder aufweisen (Abbildung 14). Die Komponenten und Eigenschaften der intakten Teile entsprechen weitestgehend denen, die in Abschnitt 3.2 vorgestellt wurden. Die der beschädigten Teile werden im Folgenden beschrieben. Dabei muss sowohl im Objekt- als auch im Bildmodell unterschieden werden zwischen Eigenschaften, die sich auf ein eingestürztes Gebäude allgemein beziehen (Abschnitte 3.3.1.1 und 3.3.2.1), und solchen, die Veränderungen in Bezug auf den ursprünglichen Gebäudezustand beschreiben (Abschnitte 3.3.1.2 und 3.3.2.2). Letztere werden dann auch wieder für erhaltene Gebäudeteile erläutert.

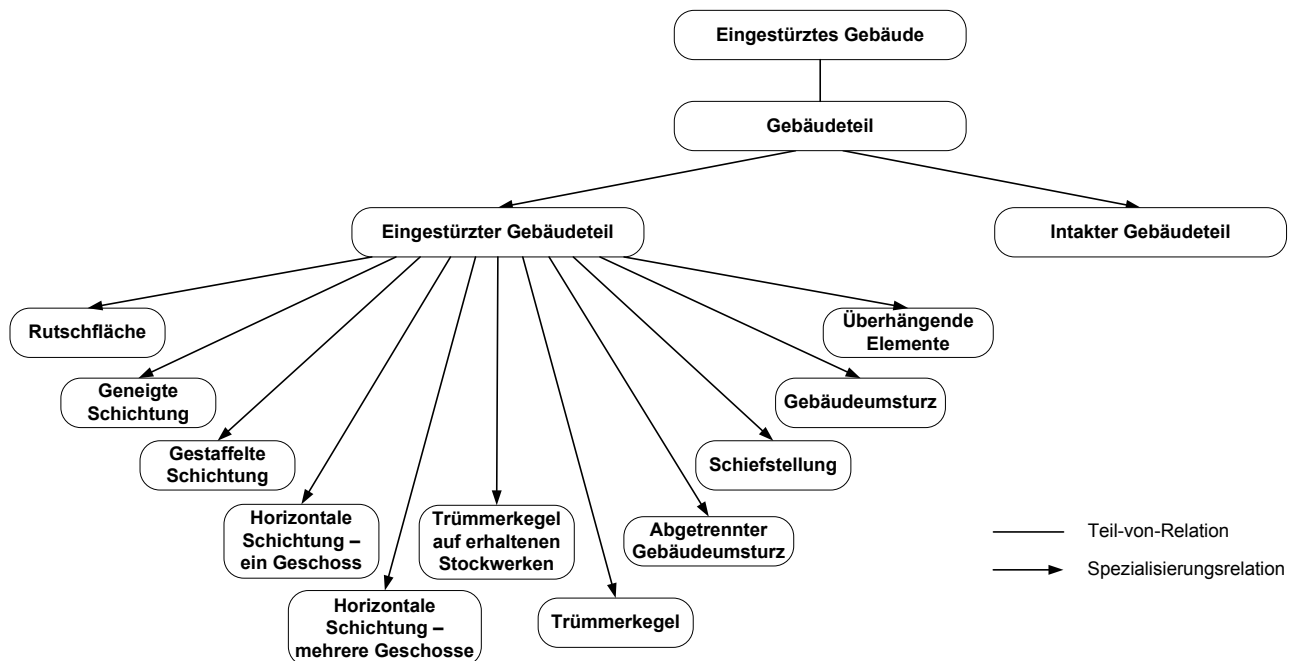


Abbildung 14: Komponenten eines eingestürzten Gebäudes in Bezug auf die Schadensbilder.

#### 3.3.1 Objektmodell

Die geometrischen Komponenten und Eigenschaften der einzelnen Schadensbilder sind im Schadensklassifikationsschema enthalten (vgl. Abschnitt 2.5.2). Die typischen Ausprägungen der Charakteristika der einzelnen Schadensbilder, die sich als Ergebnisse der Auswertung des Schadenskatalogs ergeben haben, sind in der Übersicht in Anhang A.3 zusammengestellt. Sie können, wie erwähnt, dahingehend unterschieden werden, ob sie das eingestürzte Gebäude allgemein beschreiben oder einen Bezug zu den Eigenschaften des ursprünglichen Zustands des Gebäudes herstellen.

### 3.3.1.1 Allgemeine Komponenten und Eigenschaften eines eingestürzten Gebäudes

Im Allgemeinen bilden *erhaltene Teile der Dachstruktur, noch stehende vertikale Wände, umgekippte Wände* sowie *Trümmerteile und -anlagerungen* die Teilobjekte eines eingestürzten Gebäudeteils (Abbildung 15). Teile der Dachstruktur, die noch erhalten sind, auch wenn sich ihre Lage verändert hat, haben ähnliche geometrische und physikalische Eigenschaften wie Dächer intakter Gebäude. Dies bedeutet, dass *erhaltene Dachflächen* auch für eingestürzte Gebäude als *ebene Flächen* angenommen werden, die wieder durch *Störobjekte* wie Gauben oder Schornsteine unterbrochen sein können. Außerdem können im Schadensfall *Trümmerteile die ebenen Oberflächen stören*. Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dass die Dachflächen in *großflächige Platten* zerbrochen sind. Zusammenhängende, umgekippte Wände weisen ebenfalls häufig eine *ebene Oberflächenstruktur* auf, die allerdings z. B. durch Balkone oder ähnliche Objekte unterbrochen sein kann. Noch stehende Wände sowie Trümmerteile und -anlagerungen führen meist zu einer *unregelmäßigen Oberflächenstruktur*. Bei den Trümmerteilen werden je nach ihrer Größe drei Gruppen unterschieden. Als kleinste Trümmerart gelten solche, die *kleiner als  $0.5\text{ m}^2$*  sind. Der zweiten Gruppe gehören Trümmerteile mit einer *Größe von mindestens  $0.5\text{ m}^2$  und maximal  $3\text{ m} \times 3\text{ m}$*  an. Trümmerteile mit einer *minimalen Ausdehnung von  $3\text{ m} \times 3\text{ m}$*  bilden schließlich die dritte Gruppe, wobei davon ausgegangen wird, dass es sich dabei um ebene Platten größer als die Mindestgröße handelt.

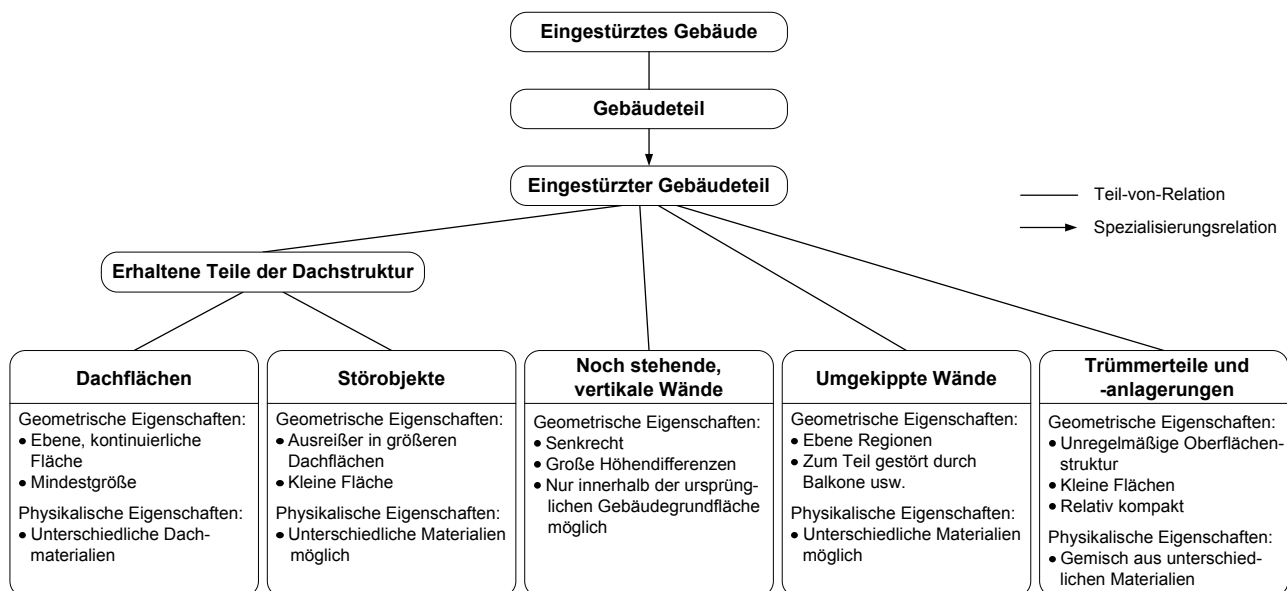


Abbildung 15: Allgemeine Komponenten eines eingestürzten Gebäudes.

Ein geometrisches Erkennungsmerkmal für noch stehende, vertikale Wände sind die *großen Höhenunterschiede*, die in diesen Bereichen auftreten. Im Gegensatz zu Höhenunterschieden, die durch Balkone oder ähnliche Objekte an umgekippten Wänden verursacht werden, sind die an noch stehenden Wänden auftretenden Höhenunterschiede meist deutlich größer. Trümmeranlagerungen sind *häufig kompakt* und weisen somit auch *keine größeren Höhenunterschiede* über größere Flächen hinweg auf. Für stehengebliebene, vertikale Wände wird weiter angenommen, dass diese nur *innerhalb der ursprünglichen Grundfläche* des Gebäudes vorkommen können, da es sehr unwahrscheinlich erscheint, dass eine Wand, die ihre Position durch ein Schadensereignis verändert, anschließend wieder senkrecht steht. Im Normalfall ergeben sich dadurch eher umgekippte Wände.

Hinsichtlich der physikalischen Eigenschaften zeichnen sich Trümmeranlagerungen durch ein *Gemisch unterschiedlicher Materialien* aus, da sie sich aus Teilen von Dächern, Wänden sowie der Inneneinrichtung des Gebäudes zusammensetzen. Umgekippte Wände können wie erhaltene Dachflächen aus unterschiedlichen Materialien bestehen, wobei häufig nur wenige unterschiedliche Materialien gleichzeitig an einer Dachfläche bzw. Wand auftreten.

### 3.3.1.2 Komponenten und Eigenschaften in Bezug auf ursprünglichen Gebäudezustand

Als geometrische Eigenschaften der einzelnen Schadensbilder in Bezug auf den Ausgangszustand der Gebäude werden folgende der in Abschnitt 2.5.2 bereits genannten Merkmale verwendet:

- Volumenreduktion,
- Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe,
- Erkennbarkeit der Grundflächengrenze,
- Neigungsänderung bezüglich der Ausgangssituation innerhalb der Grundfläche,
- Dachstruktur,
- Trümmerstruktur außerhalb der Grundfläche:
  - Art der Trümmer außerhalb der Grundfläche,
  - Trümmerteilgröße,
  - zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche.

Die typischen Ausprägungen dieser Eigenschaften für die unterschiedlichen Schadensbilder sind, wie bereits erwähnt, die Ergebnisse der Schadenskatalogauswertung (vgl. Abschnitt 2.5.2 und Anhang A.3). Daher soll auf diese hier nicht nochmals näher eingegangen werden. Es sei lediglich erwähnt, dass die Ausprägungen dieser Merkmale für erhaltene Gebäude, die nicht in der Zusammenstellung in Anhang A.3 enthalten sind, einfach abgeleitet werden können. Es liegt auf der Hand, dass sowohl die Volumenreduktion als auch der Gesamthöhenunterschied in diesem Fall annähernd null sind, dass die Grundflächengrenze erkennbar ist, die Dachstruktur erhalten bleibt und keine Neigungsänderung bezüglich der Ausgangssituation nachweisbar ist. Weiter existieren für diese Gebäude keine Trümmer, wodurch auch keine zusätzliche Fläche außerhalb der Grundfläche eingenommen wird.

Durch ein Schadensereignis können sich aber nicht nur die geometrischen Eigenschaften eines Gebäudes verändern, sondern auch die physikalischen. So kann sich z. B. an der Stelle, an der ursprünglich eine Dachfläche aus einem bestimmten Material war, nach der Schädigung ein Trümmerkegel befinden, der aus den unterschiedlichsten Materialien besteht.

## 3.3.2 Bildmodell

### 3.3.2.1 Allgemeine Komponenten und Eigenschaften eines eingestürzten Gebäudes

Anhand der Ausführungen in Abschnitt 3.3.1.1 wird deutlich, dass im Rahmen der Modellierung eingestürzter Gebäude die Oberflächenstruktur eine wichtige Rolle spielt. Bezüglich der Oberflächenstruktur bilden sich *ebene Bereiche* und *großflächige Platten* in den nDOM als *homogene, ebene Regionen mit einer Mindestgröße* ab. Bereiche mit unregelmäßiger Oberflächenstruktur gehören hingegen *keiner dieser homogenen, ebenen Regionen* an. Kleinere Flächen wie z. B. Trümmerteile mit einer mittleren Größe (größer als  $0.5\text{ m}^2$  und kleiner als  $3 \times 3\text{ m}^2$ ) oder noch zusammenhängende Objekte wie Dachgauben bilden *homogene, ebene Regionen kleiner als die verwendete Mindestgröße*.

Die durch die großen Höhenunterschiede im Bereich noch stehender Wände hervorgerufenen Eigenschaften sind ein weiterer Punkt, auf den hier näher eingegangen werden soll. Diese zeichnen sich durch eine *große First-Last-Echo-Differenz* aus. Entlang einzelner noch stehender Wände ergeben sich somit in einem nDOM, das durch Subtraktion des Last- vom First-Echo-nDOM entsteht, *linienhafte Strukturen* mit großen Werten, während mehrere noch stehende Wände zu *flächenhaft großen First-Last-Echo-Differenzen* führen können. Die durch noch stehende vertikale Wände hervorgerufenen First-Last-Echo-Differenzen sind meist deutlich größer als First-Last-Echo-Differenzen, die z. B. durch Balkone auf umgekippten Wänden bewirkt werden oder innerhalb von Trümmeranlagerungen vorkommen.

Die unterschiedlichen Materialien, aus denen sich Trümmerkegel im Allgemeinen zusammensetzen, führen in den Multispektraldaten zu einer hohen Textur dieser Bereiche. Allerdings können auch intakte Gebäude, wie bereits erwähnt, stark texturierte Dachflächen haben, so dass eine hohe Textur in den Multispektraldaten allein noch kein Hinweis auf eine Trümmerstruktur ist.

### 3.3.2.2 Komponenten und Eigenschaften in Bezug auf ursprünglichen Gebäudezustand

Da die in Abschnitt 3.3.2.1 beschriebenen allgemeinen Eigenschaften eines eingestürzten Gebäudes nicht immer aussagekräftig sind, bezieht sich die Schadensanalyse vorwiegend auf Änderungen, die in Bezug auf den ursprünglichen Zustand des Gebäudes auftreten (vgl. Abschnitt 3.3.1.2). Die Zusammenstellung der charakteristischen Merkmale der einzelnen Schadensbilder in Anhang A.3 zeigt die Komplexität und Vielzahl verschiedener Ausprägungen, die diese Merkmale haben können. Eine ausführliche Erläuterung der Abbildung aller möglichen Ausprägungen der Eigenschaften vom Objekt- ins Bildmodell würde daher den Rahmen dieser Arbeit sprengen. Deshalb wird hier nur auf einige ausgewählte Eigenschaften näher eingegangen. Eine ausführlichere Zusammenstellung der Zuordnungen der Komponenten und Eigenschaften im Objekt- und Bildmodell enthält Tabelle 4.

Es wird deutlich, dass sich einige Eigenschaften direkt aus den Schadensdaten ableiten lassen. So können z. B. Bereiche mit Randtrümmern direkt über die in den nDOM enthaltenen Höhen bestimmt werden, wenn die ursprüngliche Grundfläche bekannt ist. Für Eigenschaften wie die Neigungsänderung von erkennbaren Flächen ist dies allerdings nicht der Fall, da die verwendeten Schadensdaten lediglich die Höhen der einzelnen Rastermittelpunkte enthalten. Daher wird zunächst eine geometrische Beschreibung der betreffenden Gebäude aus den Daten abgeleitet (vgl. Abschnitt 4.3). Im Rahmen der Generierung solcher geometrischer Modelle werden u. a. homogene, ebene Regionen mit einer Mindestgröße gesucht und die erkennbaren Ebenen mithilfe der Daten geschätzt. Aus diesen geometrischen Beschreibungen können anschließend durch den Vergleich mit den Referenzmodellen der Gebäude (vgl. Abschnitt 3.1.1) die Werte der entsprechenden Merkmale bestimmt werden. Auch für Eigenschaften wie den *Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe* oder die *Volumenreduktion* ist es sinnvoll, sie nicht direkt aus den Schadensdaten zu bestimmen, sondern sie auf das aus den Schadensdaten abgeleitete geometrische Modell zu beziehen, da die Höhen in den nDOM aufgrund der Dateneigenschaften mit Rauschen behaftet sind und auch einzelne Ausreißer darunter sein können. Durch die Schätzung von ebenen Flächen im Zuge der Generierung geometrischer Modelle erfolgt hingegen eine möglichst gute Approximation an die tatsächliche Geometrie der Objekte und damit eine Reduktion des Rauschens. Dadurch wirken sich durch Rauschen verursachte Fehler nicht so stark auf die abgeleiteten Eigenschaften aus.

Bezüglich der physikalischen Eigenschaften bewirkt eine erhaltene Dachstruktur keine größeren Veränderungen hinsichtlich der Textur in den Multispektraldaten. Trümmerstrukturen, die sich innerhalb der ursprünglichen Gebäudegrundfläche befinden, haben hingegen häufig eine stärkere Texturierung und einen anderen Farbwert als die ursprünglichen Dachflächen.

## 3.4 Kontextmodell

Das Kontextmodell umfasst, wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, die Beziehungen der interessierenden Objekte zu benachbarten Objekten innerhalb der Szene (lokaler Kontext) sowie die großräumigeren Einflüsse (globaler Kontext). In dieser Arbeit wird auf die Modellierung des globalen Kontextes verzichtet, da davon ausgegangen wird, dass die Schadensanalyse von den Anwendern bereits auf die Bereiche eingeschränkt wird, in denen eingestürzte Objekte auftreten können. Die Modellierung des lokalen Kontextes ist in Abbildung 16 schematisch dargestellt.

Diese ist wichtig, da vor allem in städtischen Bereichen viele unterschiedliche Objekte in direkter Nachbarschaft auftreten, welche die Erkennung eingestürzter Gebäude und die Analyse der Art ihrer Schädigungen erschweren können. So kann z. B. Vegetation, die sich neben einem eingestürzten Gebäude befindet und in den nDOM nicht erkannt wird, fälschlicherweise als Gebäudeteil oder Trümmeransammlung interpretiert werden. Dies könnte eine Volumenzunahme oder zusätzlich von Trümmern eingenommene Flächen in der Gebäudeumgebung hervorrufen, die dann wiederum zur Unterstützung falscher Schadensbilder und damit zu Fehlinterpretationen führen können. So kann es vorkommen, dass das tatsächliche Schadensbild aufgrund einer fälschlicherweise angenommenen Volumenzunahme ausgeschlossen wird. Gleiches gilt prinzipiell für Objekte wie Fahrzeuge, die aber im weiteren Verlauf dieser Arbeit nicht berücksichtigt werden. Umgekehrt ist es aber auch so, dass sich dort, wo ein intaktes Gebäude steht bzw. stand, keine Vegetation befinden kann.

Eigenschaft im Objektmodell	Eigenschaft im Bildmodell
<i>Eigenschaften bezogen auf die ursprüngliche Gebäudegrundfläche</i>	
Volumenreduktion	Verhältnis der Differenz des Volumens des ursprünglichen Gebäudes (aus dem Referenzmodell) und dem der neuen Struktur (aus der geometrischen Beschreibung) zum Volumen des ursprünglichen Gebäudes in Prozent
Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe	Verhältnis der Höhendifferenz des höchsten Punktes der neuen Struktur (aus der geometrischen Beschreibung) zur Ursprungshöhe des Gebäudes (aus dem Referenzmodell) bezogen auf die Ursprungshöhe in Prozent
Erkennbarkeit der Grundflächengrenze	Region mit durchgängiger Mindesthöhe in den Schadensdaten, die annähernd mit der Grundfläche des ursprünglichen Gebäudes übereinstimmt
Neigungsänderung bezüglich der Ausgangssituation innerhalb der Grundfläche	Winkel zwischen den Dachflächen aus den Referenzmodellen und den homogenen, ebenen Regionen in den Schadensdaten
Dachstruktur unverändert bzw. teilweise zusammenhängend	ebene Regionen, deren Lage im Grundriss ungefähr mit der Lage von Dachflächen des Referenzgebäudes übereinstimmt
<i>Eigenschaften bezogen auf Bereiche außerhalb der ursprünglichen Gebäudegrundfläche</i>	
Randtrümmer	Regionen außerhalb der ursprünglichen Grundfläche (GF) mit Höhe > 0
Art der Trümmerstruktur außerhalb der Grundfläche	
<ul style="list-style-type: none"> <li>- trümmerfrei</li> <li>- Trümmeranlagerung (Höhenunterschied an Grundflächengrenze)</li> <li>- Trümmerhang (kein Höhenunterschied an Grundflächengrenze)</li> <li>- einzelne Trümmer</li> <li>- Gebäudeteile</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- keine Regionen mit Höhe &gt; 0 außerhalb der GF</li> <li>- Region mit Höhe &gt; 0 außerhalb der GF, die direkt an die ursprüngliche GF anschließen kann, aber nicht muss; kein kontinuierlicher Höhenübergang an der Grundflächengrenze</li> <li>- Region mit Höhe &gt; 0 außerhalb der GF, die direkt an die ursprüngliche GF anschließt; kontinuierlicher Höhenübergang an der Grundflächengrenze</li> <li>- Regionen mit Höhe &gt; 0 außerhalb der GF mit geringer Größe</li> <li>- Regionen mit Höhe &gt; 0 außerhalb der GF, die direkt an die ursprüngliche Grundfläche anschließen können, aber nicht müssen</li> </ul>
Trümmerteilgröße außerhalb der Grundfläche	
<ul style="list-style-type: none"> <li>- kleiner als <math>0.5\text{ m}^2</math> bzw. größer als <math>0.5\text{ m}^2</math>, aber kleiner als <math>3\text{ m} \times 3\text{ m}</math></li> <li>- größer als <math>3\text{ m} \times 3\text{ m}</math></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- nicht zu homogenen Regionen mit Mindestgröße gehörende Pixel außerhalb der Grundfläche mit Höhe &gt; 0</li> <li>- homogene, ebene Regionen mit Mindestgröße außerhalb der Grundfläche</li> </ul>
zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche außerhalb der Grundfläche	Größe der in der Umgebung des Gebäudes auftretenden Regionen mit Höhe > 0

Tabelle 4: Zusammenhang der Eigenschaften eingestürzter Gebäude in Bezug auf den ursprünglichen Gebäudezustand auf Objekt- und Datenebene.

Aus diesen Beziehungen können somit die Schlussfolgerungen gezogen werden, dass die Grundflächen der Referenzgebäude Ausschlussregionen für Vegetation darstellen und potentielle Vegetationsbereiche wiederum Ausschlussregionen für die Schadensanalyse bilden.

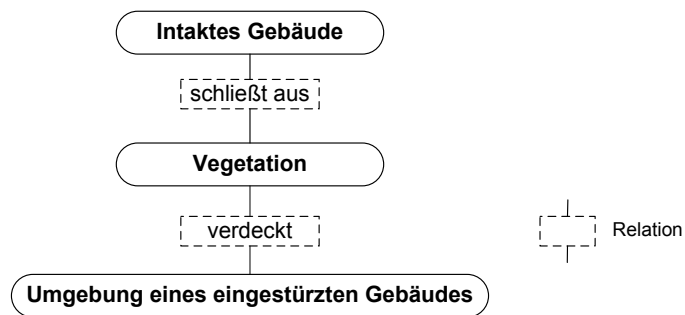


Abbildung 16: Modell für den lokalen Kontext.





## 4 Entwicklung von Strategien für die Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude

In diesem Kapitel werden die Strategien zur Erkennung und Klassifizierung von Gebäudeschäden beschrieben. Sie legen fest, wann welches Wissen, das in den in Kapitel 3 vorgestellten Modellen zusammengefasst ist, eingesetzt wird, um geometrische Beschreibungen von Gebäuden nach einer Katastrophe zu generieren (Abschnitt 4.3) und gegebenenfalls die Art ihrer Schädigungen genauer zu analysieren (Abschnitt 4.4).

Zunächst wird ein Überblick über die Gesamtstrategie gegeben (Abschnitt 4.1), die sich aus drei Teilen zusammensetzt. Darin sollen vor allem die Zusammenhänge zwischen den einzelnen Teilen herausgestellt werden, bevor diese detailliert erläutert werden.

### 4.1 Überblick über die verwendeten Strategien

Für die Realisierung der in Abschnitt 1.2 genannten Ziele, muss eine Extraktionsstrategie entwickelt werden, die vorgibt, welche Verarbeitungsschritte in welcher Reihenfolge auszuführen sind und wie das vorliegende Modellwissen genutzt wird. Da die Ausprägungen der möglichen Schädigungen sehr vielfältig sein können und die zugrunde liegenden Modelle daher sehr generisch sind, wird eine datengetriebene Strategie verfolgt (vgl. Abschnitt 2.2.2 und 2.6). Ein modellgetriebenes Vorgehen würde erfordern, dass sehr viele verschiedene Ansichten der möglichen Schäden in den Daten generiert werden, was rechentechnisch sehr aufwendig und damit zeitintensiv ist. Es wäre natürlich möglich, im Rahmen zukünftiger Weiterentwicklungen, die datengetriebene Strategie durch modellgetriebene Komponenten zu einer hybriden Vorgehensweise zu erweitern. Als erster Schritt erscheint eine rein datengetriebene Steuerung jedoch als ausreichend.

Abbildung 17 zeigt den Ablauf der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren. Die Gesamtstrategie lässt sich in drei größere Teile gliedern, die sich auch in der Gliederung dieses Kapitels widerspiegeln. Der erste Teil umfasst die *Kontextanalyse* samt der dafür notwendigen *Vorverarbeitung* der zugrunde liegenden Daten (vgl. Abschnitt 4.2). Den zweiten Teil bildet ein Verfahren zur *Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach der Katastrophe* (vgl. Abschnitt 4.3), das einzig auf nach der Katastrophe erfassten Daten basiert (monotemporal). Das *Verfahren zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude*, das auf dem Vergleich von Daten vor und nach der Katastrophe basiert (multitemporal), stellt schließlich den dritten Teil dar (vgl. Abschnitt 4.4). Die Grundzüge dieser drei Verfahren, die für das Grundverständnis nötig sind, werden im Folgenden kurz beschrieben. Dabei soll vor allem deutlich werden, auf welchen Daten die einzelnen Teile basieren und welche Zusammenhänge sich dadurch ergeben. Eine detaillierte Beschreibung der Vorgehensweisen erfolgt dann in den folgenden Abschnitten.

**Vorverarbeitung und Kontextanalyse** Im Rahmen der Kontextanalyse wird die lokale Kontextinformation gewonnen. Hierfür werden Vegetationsbereiche extrahiert, da diese Ausschlussbereiche für die Schadensanalyse darstellen (vgl. Abschnitt 3.4). Die Identifizierung der Vegetation kann entweder auf Multispektraldaten basieren oder es können die Grundrisse der Gebäude in den Referenzdaten in Kombination mit einem First- und einem Last-Echo-nDOM eingesetzt werden, die aus nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten abgeleitet werden. Welche Variante gewählt wird hängt sowohl von den verfügbaren Datensätzen als auch vom Belaubungszustand der Vegetation ab. Werden die Grundrisse der Gebäude im Referenzdatensatz genutzt, so müssen diese zunächst für eine einfachere Verarbeitung vorbereitet werden. Als Ergebnis ergibt sich eine Vegetationsmaske, mit deren Hilfe, die Vegetationsbereiche aus den Schadensdaten ausmaskiert werden können.

**Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach der Katastrophe** Zentraler Punkt dieses Verfahrens, das nur auf nach der Katastrophe erfassten Daten basiert, ist die Ableitung von Vektormodellen der Gebäude nach der Katastrophe. Als Repräsentationsform wird eine Randdarstellung (boundary representation, BRep) gewählt, bei der die Oberfläche der Objekte durch Flächenprimitive beschrieben wird (vgl. Bill und Fritsch, 1999, S. 250; Weidner, 1997, S. 20). Bei den Flächenprimitiven

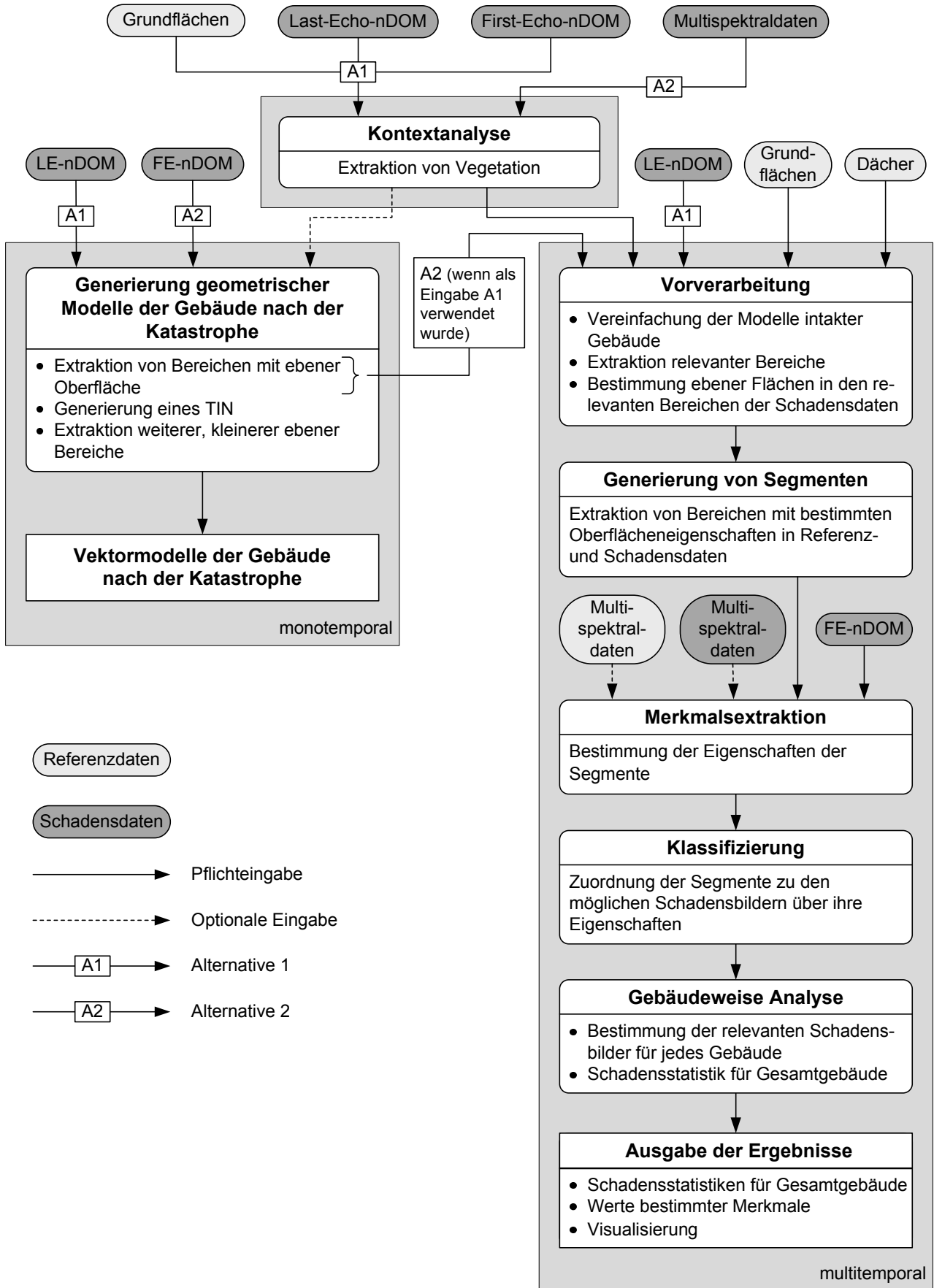


Abbildung 17: Ablauf der Schadensanalyse.

kann es sich z. B. um Dreiecke handeln oder um Flächen, die durch Umringspolygone festgelegt werden. Eine andere mögliche Repräsentationsform als die flächenbasierte Modellierung wäre die volumenbasierte Konstruktion mit Raumprimitiven (constructive solid geometry, CSG). Da in den zugrunde liegenden Daten allerdings vor allem die Oberflächen der Objekte erfassbar sind, welche durch eine Randdarstellung vollständig repräsentiert werden können, erscheint die Repräsentation der Gebäude durch eine Randdarstellung geeigneter.

Das Verfahren basiert entweder auf einem First- oder einem Last-Echo-nDOM eines Gebiets nach einer Katastrophe. Liegen Daten vor, mit denen Vegetationsbereiche im Rahmen der Kontextanalyse extrahiert werden können, so können diese Bereiche zunächst in dem zugrunde liegenden nDOM ausmaskiert werden. Ansonsten wird die Vegetation mitmodelliert. Da nach einer Katastrophe nicht notwendigerweise alle Gebäude eingestürzt sein müssen, müssen bei der Generierung der geometrischen Modelle sowohl die Eigenschaften intakter als auch die eingestürzter Gebäude berücksichtigt werden. Aufgrund der Annahme, dass intakte Gebäude durch ebene Flächen begrenzt werden und auch bei eingestürzten Gebäuden noch größere ebene Flächen auftreten können (vgl. Abschnitte 3.2 und 3.3), beginnt das Verfahren mit der Segmentierung ebener Bereiche (homogener, ebener Regionen, vgl. Abschnitte 3.2.2 und 3.3.2) in dem nDOM. Diese ebenen Bereiche müssen eine Mindestgröße überschreiten. Anschließend wird unter Berücksichtigung der Ergebnisse dieser Flächensegmentierung ein TIN erzeugt. Basierend auf diesem werden weitere, kleinere ebene Bereiche extrahiert, die im Zuge der ersten Flächensegmentierung nicht detektiert wurden. Auf diese Weise ergeben sich Vektormodelle der Gebäude, in denen ebene Bereiche durch größere ebene Flächen repräsentiert werden, während Bereiche mit unebener Oberfläche durch kleinere Dreiecke approximiert werden.

**Verfahren zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude** Dieses Verfahren benötigt als Eingabe sowohl Daten, die den Zustand vor der Katastrophe repräsentieren, als auch solche, die danach erfasst wurden. Da es mithilfe des eben erläuterten Verfahrens möglich ist, Vektormodelle der eingestürzten und erhaltenen Gebäude nach einer Katastrophe zu generieren, kann davon ausgegangen werden, dass sowohl als Referenz- als auch als Schadensdaten Vektormodelle vorliegen. Eigentlich läge es nahe, das im Folgenden beschriebene Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude, auf diesen Modellen aufzubauen. Es zeigte sich allerdings, dass die Verarbeitung von Rasterdaten deutlich einfacher und damit schneller ist, als die von Vektordaten. Sollen z. B. Flächen zweier Zeitpunkte überlagert und logisch miteinander verknüpft (verschnitten) werden, wie es bei der Generierung der Segmente nötig sein wird (vgl. Abschnitt 4.4.2), so kann dies bei Verwendung von Rasterdaten relativ einfach über den Vergleich der Werte einander entsprechender Pixel realisiert werden. Werden Vektordaten eingesetzt, so müssen zunächst mit aufwendigen Verfahren die Schnittpunkte einzelner Kanten der Segmente berechnet werden, bevor die Schnittmengen bestimmt werden können. Als weiterer Nachteil ergeben sich häufig Kleinflächen, da die Flächen der beiden Zeitpunkte nicht aufeinander abgestimmt sind. Diese sind wiederum im Rahmen der weiteren Prozessierung schwierig handhabbar. Da bei der Schadensanalyse vor allem die Zeit eine wichtige Rolle spielt und außerdem keine signifikante Verschlechterung der Ergebnisse der Schadensklassifizierung durch den Übergang auf Rasterdaten zu erwarten ist, erfolgt daher eine Vereinfachung der geometrischen Modelle, indem die Vektordaten in Rasterdaten konvertiert werden. Es sei allerdings darauf hingewiesen, dass die Informationen über die einzelnen Flächen, aus denen sich die Modelle zusammensetzen (z. B. die Ebenenparameter), erhalten bleiben und im weiteren Verlauf der Analyse auch genutzt werden. Ein weiterer Vorteil, der sich durch den Übergang zu Rasterdaten ergibt, ist die einfachere Integration von zusätzlichen Spektraldaten, welche ebenfalls als Rasterdaten vorliegen.

Da vertikale Wände in Rasterdaten nicht dargestellt werden können, genügt es somit auch, wenn als Referenzdaten Modelle der Gebäudedächer verfügbar sind, aus denen auch die Grundflächen der Gebäude abgeleitet werden können. Die Dachmodelle sollten allerdings neben den Dachflächen auch Details wie Dachgauben, Schornsteine oder sonstige Aufbauten umfassen (vgl. Abschnitt 3.2.2). Für den Zeitpunkt nach der Katastrophe wird zunächst entweder direkt ein Last-Echo-nDOM benötigt, oder es können Zwischenergebnisse des Verfahrens zur Generierung geometrischer Modelle genutzt werden, wenn als Eingabe in dieses ein Last-Echo-nDOM verwendet wurde. Für das Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude ist es außerdem zwingend nötig, dass Kenntnisse über die Vegetationsbereiche vorliegen und diese in den Schadensdaten ausmaskiert werden können.

Ansonsten kann Vegetation, die sich neben eingestürzten Gebäuden befindet, irrtümlicherweise für Trümmeransammlungen oder Gebäudeteile gehalten werden, wodurch es zu falschen Annahmen hinsichtlich Merkmalen wie der Volumenzunahme außerhalb der Grundfläche kommen kann, was dann wiederum zu Fehlinterpretationen führen kann (vgl. Abschnitt 3.4).

Im Anschluss an die Vereinfachung der Modelle intakter Gebäude werden die Bereiche bestimmt, die für die detaillierte Schadensanalyse relevant sind. Diese sind durch die Gebäude vorgegeben, die in dem Referenzdatensatz enthalten sind, da davon ausgegangen wird, dass sich ein eingestürztes Gebäude nur dort befinden kann, wo vor dem Eintritt der Katastrophe ein Gebäude stand. Im Anschluss daran, werden die Oberflächeneigenschaften der relevanten Bereiche in den Schadensdaten bestimmt, wofür entweder ebene Flächen in diesen Bereichen des Last-Echo-nDOM segmentiert werden oder die relevanten Bereiche aus den Ergebnissen der im Rahmen des Verfahrens zur Generierung geometrischer Modelle der Gebäude durchgeführten Flächensegmentierung extrahiert werden. Im nächsten Schritt erfolgt dann durch den Vergleich der Oberflächeneigenschaften in Referenz- und Schadensdaten die Generierung von Segmenten, deren Eigenschaften anschließend im Zuge der Merkmalsextraktion bestimmt werden. Für die Bestimmung der Charakteristika der Segmente wird zusätzlich noch ein First-Echo-nDOM des betrachteten Gebiets benötigt. Des Weiteren können Multispektraldaten eingebracht werden, wenn solche vor oder nach der Katastrophe erfasst wurden. Diese werden aber nicht zwingend benötigt. Über ihre Eigenschaften werden die Segmente dann in einer Klassifizierung den möglichen Schadensbildern zugeordnet. Zum Abschluss erfolgt noch eine gebäudeweise Analyse der Schadensbilder. Während dieser wird analysiert, welche der Schadensbilder, die für ein Gebäude festgestellt wurden, einen Mindestflächenanteil überschreiten und damit als relevant angesehen werden. Schadensbilder mit einem geringeren Flächenanteil an der Gebäudegrundfläche werden als vernachlässigbar eingestuft. Außerdem wird im Rahmen der gebäudeweisen Analyse eine Schadensstatistik für jedes Gesamtgebäude erstellt. Als Ergebnis werden neben der tabellarischen Schadensstatistik einige Merkmalswerte ausgegeben, die für darauf aufbauende Anwendungen von Interesse sind. Des Weiteren wird eine zweidimensionale Visualisierung der auftretenden Schadensbilder in einem Rasterbild erzeugt. Mithilfe der Höhendaten ist darüber hinaus eine dreidimensionale Visualisierung möglich. Es wird deutlich, dass es sich bei den Ergebnissen dieses Verfahrens genau um die Informationen handelt, die für die Opfer- und Ressourcenabschätzung von Schweizer und Markus (2004, 2006b) benötigt werden (vgl. Abschnitt 1.1).

In den folgenden Abschnitten wird die Realisierung der einzelnen Schritte des Gesamtverfahrens detailliert beschrieben. Hierfür erfolgt neben der Erläuterung der Methodik eine Illustrierung einzelner Schritte durch Zwischenergebnisse.

## 4.2 Vorverarbeitung und Kontextanalyse

Datengetriebene Extraktionsstrategien beginnen, wie in Abschnitt 2.2.2 beschrieben, häufig mit Vorverarbeitungsschritten, welche die Daten für die folgende Analyse besser nutzbar machen. Zu diesen Vorverarbeitungsschritten gehört in dieser Arbeit die Aufbereitung der Referenzmodelle – sofern solche vorliegen – damit sie mithilfe digitaler Bildverarbeitungsoperatoren prozessierbar werden (Abschnitt 4.2.1). Außerdem sollte vor den weiteren Verarbeitungsschritten eine Kontextanalyse durchgeführt werden, im Rahmen derer die Extraktion lokaler Kontextinformation erfolgt. Dies bedeutet, dass Vegetationsbereiche in den Daten extrahiert werden (Abschnitt 4.2.2). Diese Bereiche stellen Ausschlussregionen für die folgende Schadensanalyse dar (vgl. Abschnitt 3.4).

### 4.2.1 Konvertierung der Gebäudegrundflächen in Rasterdaten

Die Referenzdaten umfassen dreidimensionale Modelle der Gebäude vor der Katastrophe, die durch ebene Flächen begrenzt sind (vgl. Abschnitt 3.1.1, 3.2.1). In den folgenden Schritten der Schadensanalyse werden immer wieder die Grundflächen dieser Referenzgebäude benötigt (vgl. Abschnitt 4.2.2, 4.4.1.2, 4.4.3, 4.4.5). Zur einfacheren und schnelleren Weiterverarbeitung werden diese daher in ein

regelmäßiges Raster interpoliert, wobei die Rastermittelpunkte mit denen der als Schadensdaten verwendeten nDOM übereinstimmen. Hierfür wird überprüft, ob der betrachtete Rastermittelpunkt innerhalb der Grundfläche eines Gebäudes liegt. Ist dies der Fall, so wird das entsprechende Pixel als dem Gebäude zugehörig gekennzeichnet. Das Ergebnis ist ein Rasterbild, in dem die Grundflächen der Referenzgebäude  $\mathcal{G}_{vor}$  enthalten und unterschiedlich gekennzeichnet sind.

#### 4.2.2 Extraktion von Vegetation in Schadensdaten

Als Ergebnis der Vegetationsextraktion soll eine Vegetationsmaske erzeugt werden, mit deren Hilfe Bereiche, in denen höhere Vegetation<sup>11</sup> (Sträucher, Bäume) auftritt, in den Schadensdaten ausmaskiert werden können (vgl. Abschnitt 4.1). Zunächst erscheint es naheliegend, für die Bestimmung dieser Vegetationsbereiche eines der in der Literatur beschriebenen Verfahren einzusetzen (vgl. z. B. Vögtle und Steinle, 2000; Bretar und Chehata, 2007; Brunn und Weidner, 1998; Maas, 1999; Tóvari und Vögtle, 2004; Rottensteiner et al., 2005b). Aufgrund der ähnlichen Eigenschaften von höherer Vegetation und Trümmerstrukturen (z. B. Oberflächenrauigkeit) liefern diese allerdings ohne eine entsprechende Anpassung des Öfteren keine schlüssigen Ergebnisse. Aus diesem Grund wurden zwei modifizierte Verfahren für die Extraktion von Vegetation speziell in Schadensdaten entwickelt. Da die Vegetationsobjekte in den Schadensdaten detektiert werden sollen, ist somit wieder ein Modell nötig, welches das vorhandene Wissen über diese Objekte beschreibt (vgl. Abschnitt 2.2.1). Im Folgenden wird zunächst das eingesetzte Vegetationsmodell vorgestellt (Abschnitt 4.2.2.1) bevor die beiden Strategien zur Detektion von Vegetation in nach einer Katastrophe erfassten Multispektraldaten (Abschnitt 4.2.2.2) bzw. First- und Last-Echo-nDOM (Abschnitt 4.2.2.3) präsentiert werden.

##### 4.2.2.1 Vegetationsmodell

Vegetationsobjekte bestehen aus einem Stamm, Ästen und Zweigen, an denen sich Blätter befinden können. Bei den Blättern kann es sich entweder um Laub- oder um Nadelblätter handeln. Beide enthalten Chlorophyll, welches eine starke Absorption im blauen und roten Spektralbereich bewirkt (vgl. z. B. Albertz, 2007, S. 19, Lillesand et al., 2008, S. 15). Daher erscheinen gesunde Blätter im Allgemeinen grün. Außerdem haben gesunde Blätter die Eigenschaft einer starken Reflexion im nahen Infrarot. Diese kommt dadurch zustande, dass ein Großteil der infraroten Strahlung mehrfach an den Grenzflächen (Zellwände, luftgefüllte Hohlräume) der Blätter gespiegelt wird (Colwell et al., 1963; Albertz, 2007, S. 19). Die Reflexion im nahen Infrarot ist für Laubbäume etwas stärker als für Nadelbäume (Lillesand et al., 2008, S. 14).

Laubbüsche und -bäume haben außerdem die Eigenschaft, dass sie nur im Frühjahr und Sommer Blätter haben, wobei die Blätter dann so dicht sein können, dass die Baumkrone eine kontinuierliche Oberfläche darstellt. In diesem Fall ist von *belaubter* Vegetation die Rede. Im Herbst fallen die Blätter ab und die Vegetation ist somit *unbelaubt* bzw. *kahl*. Dadurch erscheint die Vegetation dann nicht mehr grün in einem RGB-Bild bzw. rot in einem Farbinfrarotbild (CIR) (vgl. Abbildung 19), wie dies aufgrund der Blatteigenschaften bei belaubter Vegetation der Fall ist (vgl. Abbildung 18).

Die Zahl der Blätter auf den Büschen und Bäumen hat auch eine Auswirkung auf ihre Erscheinung in Laserscannerdaten. Häufig wird Vegetation zumindest teilweise vom Laserstrahl durchdrungen, wodurch sich flächenhaft große First-Last-Echo-Differenzen ergeben (vgl. Abbildungen 20 und 22). Sind die Blätter allerdings zu dicht, so wird der Laserstrahl am Baumwipfel vollständig reflektiert und erreicht nicht die tiefer gelegenen Baumschichten oder den Boden. Dies hat zur Folge, dass die Differenz zwischen First- und Last-Echo-Messung gering ist (vgl. Abbildungen 20 und 21).

##### 4.2.2.2 Extraktionsstrategie basierend auf Multispektraldaten

Konnten Multispektraldaten während der Laserscannerbefliegung erfasst werden, so liegt es nahe, den *Normalisierten Differenzen-Vegetations-Index* (*Normalised Difference Vegetation Index, NDVI*) zu verwenden, wie es häufig in der Literatur vorgeschlagen wird (vgl. z. B. Vögtle und Steinle, 2000). Der

<sup>11</sup>Aus Gründen einer besseren Lesbarkeit wird im Folgenden unter dem Begriff *Vegetation* vorwiegend höhere Vegetation verstanden.

*NDVI* nutzt die Eigenschaft, dass Blätter eine starke Reflexion im nahen Infrarot und eine schwache im sichtbaren Rot haben (vgl. Abschnitt 4.2.2.1). Der *NDVI* ist folgendermaßen definiert:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (22)$$

Hierbei steht *NIR* für die Reflexion im nahen Infrarot und *R* für den Wert des roten Kanals. Da der *NDVI* für Vegetation somit große Werte annimmt, eignet er sich speziell für deren Erkennung. Ist nur ein RGB-Bild verfügbar, so schlagen Bretar und Chehata (2007) die Verwendung eines *hybriden NDVI* vor, für dessen Berechnung in Gleichung (22) der *NIR*-Wert des optischen Bildes durch die Laserintensität ersetzt wird.

Neben den hohen *NDVI*-Werten in Bereichen mit Vegetation treten allerdings auch in schattigen Bereichen hohe *NDVI*-Werte auf, da dort sowohl *NIR* als auch *R* klein sind. Somit wird auch der Nenner in Gleichung (22) klein. Aus diesem Grund reicht es für die Bestimmung der Vegetationspixel nicht aus, einzig den *NDVI*-Wert des Pixels mit einem vorgegebenen Schwellwert  $t_{NDVI}$  zu vergleichen. Es wird vielmehr eine zusätzliche Bedingung benötigt, um Vegetation und Schatten unterscheiden zu können. Da die Reflexion im nahen Infrarot, wie oben bereits erwähnt, in Schattenbereichen gering ist, kann hierfür die Forderung nach einem Mindestwert des Spektralwertes im nahen Infrarot dienen. Es müssen somit die folgenden beiden Anforderungen erfüllt sein, damit ein Pixel als mögliches Vegetationspixel klassifiziert wird:

$$NDVI > t_{NDVI} \quad \text{und} \quad NIR > t_{NIR} \quad (23)$$

Hierbei stellt  $t_{NIR}$  einen vorgegebenen Schwellwert dar, mit dem der Wert des Pixels im *NIR*-Kanal verglichen wird. Um isolierte Vegetationspixel zu entfernen und um kompaktere Vegetationsobjekte zu erhalten, wird mathematische Morphologie verwendet. Für detailliertere Ausführungen zur morphologischen Bildverarbeitung sei auf Soille (1998) verwiesen. Es wird zunächst eine *morphologische Öffnung* (*Opening*) und anschließend eine *morphologische Schließung* (*Closing*) durchgeführt, wobei als strukturierendes Element ein Quadrat mit einer Größe von  $3 \times 3$  Pixel verwendet wird. Die Öffnung besteht aus einer *Erosion* gefolgt von einer *Dilatation*. Dies bedeutet, dass die Vegetationsbereiche zunächst abgetragen und anschließend wieder ausgedehnt werden. Bei der Schließung werden Erosion und Dilatation in umgekehrter Reihenfolge als bei der Öffnung durchgeführt. Die durch die Öffnung erhaltenen Vegetationsbereiche werden also zunächst nochmals ausgedehnt und daraufhin wieder abgetragen. Das Ergebnis ist eine Vegetationsmaske.

Zur Veranschaulichung des oben beschriebenen Verfahrens ist in Abbildung 18 ein Beispiel dargestellt. Abbildung 18a zeigt das Farbinfrarotbild (CIR) eines Gebäudes mit fünf Bäumen. Es wurde mit einem Multispektralscanner während einer Laserscannerbefliegung im Juni 2004 erfasst. Die Bäume waren zum Aufnahmezeitpunkt somit belaubt. In Abbildung 18b sind die *NDVI*-Werte für denselben Ausschnitt grauwertcodiert dargestellt. Je heller das Grau eines Pixels ist, desto höher ist sein *NDVI*. Es wird deutlich, dass in den Bereichen, in denen die Bäume stehen, höhere *NDVI*-Werte auftreten als im Bereich des Gebäudes. Außerdem sind die hohen *NDVI*-Werte in Schattenbereichen gut erkennbar. Werden die Schwellwerte  $t_{NDVI} = 0.176$  ( $-1 \leq NDVI \leq 1$ ) und  $t_{NIR} = 60$  ( $0 \leq NIR \leq 255$ ) verwendet, so ergibt sich für das betrachtete Beispiel das Binärbild in Abbildung 18c, in dem schwarze Pixel die beiden Bedingungen in Gleichung (23) erfüllen. Die verwendeten Werte für  $t_{NDVI}$  und  $t_{NIR}$  wurden experimentell ermittelt. Die Vegetationsmaske, die sich nach Durchführung der mathematisch morphologischen Operatoren ergibt, zeigt Abbildung 18d. Darin sind die Bäume gut erkennbar. Es tritt einzig im linken unteren Bildbereich eine geringfügige Fehlklassifikation auf. Allgemein werden für belaubte Vegetation gute Ergebnisse erzielt.

Da das beschriebene Verfahren die Reflexionseigenschaften der Blätter ausnutzt, kann dieses Verfahren nicht für die Vegetationserkennung verwendet werden, wenn sich keine Blätter auf den Bäumen und Sträuchern befinden, wie es z. B. in den Wintermonaten der Fall ist (vgl. Abschnitt 4.2.2.1). Dies verdeutlicht das Beispiel in Abbildung 19. Abbildung 19a zeigt die Multispektralscannerdaten, die im November 2004 für dasselbe Gebiet wie in Abbildung 18a erfasst wurden. Allerdings waren die Bäume zu diesem Zeitpunkt bereits nicht mehr belaubt. Die Abbildungen 19b, 19c und 19d repräsentieren analog zu Abbildung 18 wiederum die *NDVI*-Werte, das Binärbild, das mit den Schwellwerten  $t_{NDVI} =$

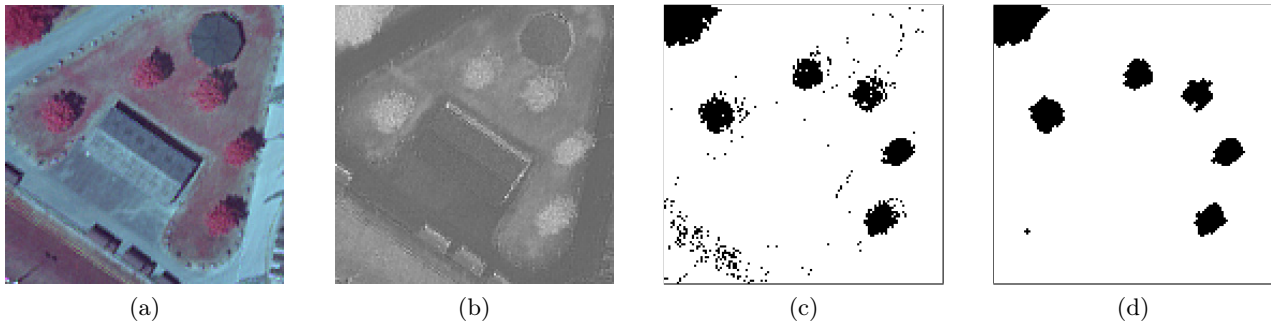


Abbildung 18: (a) Orthophoto (CIR) eines Gebäudes und 5 belaubter Bäume erfasst im Juni; (b)  $NDVI$  berechnet mit den Daten in (a); (c) Binärbild (schwarz:  $NDVI > 0.176$  und  $NIR > 60$ ); (d) Vegetationsmaske erzeugt aus (c) durch die Anwendung mathematischer Morphologie.

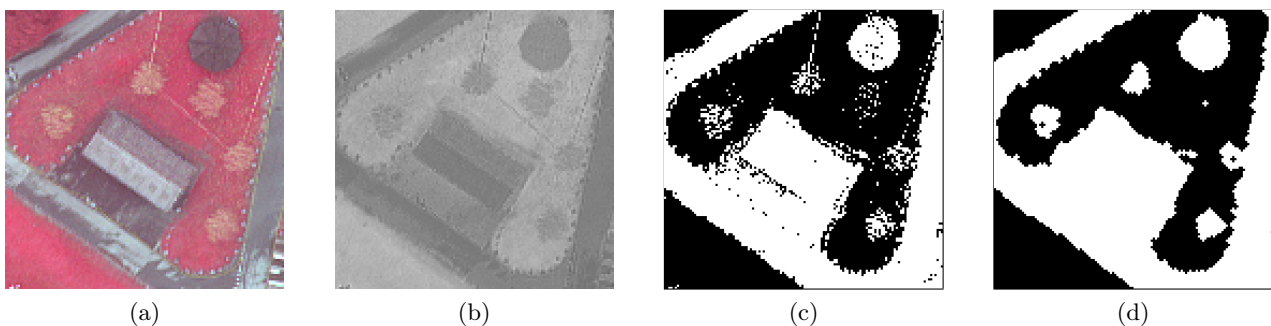


Abbildung 19: (a) Orthophoto (CIR) eines Gebäudes und 5 unbelaubter Bäume erfasst im November; (b)  $NDVI$  berechnet mit den Daten in (a); (c) Binärbild (schwarz:  $NDVI > 0.176$  und  $NIR > 60$ ); (d) Vegetationsmaske erzeugt aus (c) durch die Anwendung mathematischer Morphologie.

0.176 und  $t_{NIR} = 60$  erzielt wird, sowie die Vegetationsmaske nach Anwendung der morphologischen Filteroperationen.

Durch die fehlenden Blätter auf den Bäumen sind diese in Abbildung 19b dunkler als das sie umgebende Gras. Dies bedeutet, dass der  $NDVI$  in diesen Bereichen geringer ist als der  $NDVI$  von Gras. Abbildung 19c macht deutlich, dass für den Großteil der Bäume die beiden Bedingungen in Gleichung (23) nicht gleichzeitig erfüllt sind. Dies hat zur Folge, dass von den fünf Bäumen, bei denen es sich um höhere Vegetationsobjekte handelt, nur der Baum, der sich direkt unterhalb des Pavillons (oben rechts) befindet, in der Vegetationsmaske in Abbildung 19d als Vegetation enthalten ist, die restlichen vier Bäume hingegen nicht als Vegetation erkannt werden. Die hier beschriebene Methode liefert somit nur für belaubte Vegetation sinnvolle Ergebnisse.

#### 4.2.2.3 Extraktionsstrategie basierend auf First- und Last-Echo-nDOM

Wie in Abschnitt 3.1 bereits erwähnt sind Multispektraldaten nicht immer verfügbar. Außerdem wurde in Abschnitt 4.2.2.2 gezeigt, dass sie nicht zu jeder Jahreszeit und bei jeder Vegetationsart eingesetzt werden können. Daher wurde eine andere Methode untersucht, die nur First- und Last-Echo-Laserscannerdaten zur Erkennung von Vegetation verwendet.

In der Literatur finden sich verschiedene Ansätze, die ausschließlich auf Laserscannerdaten basieren. Diese verwenden z. B. Parameter, welche die Rauigkeit der Oberfläche (Brunn und Weidner, 1998) oder die Höhentextur (Maas, 1999) charakterisieren. Eine andere Möglichkeit, die sich in der Vergangenheit immer wieder bewährt hat, bildet die Verwendung der Differenz aus First- und Last-Echo-Laserscannerdaten zur Unterscheidung von Vegetation und Gebäuden (vgl. z. B. Tóvari und Vögtle, 2004, Rottensteiner et al., 2005b). Die Basis dafür bildet die Tatsache, dass Dachflächen für den Laserstrahl meist undurchlässig sind. Somit sind die Differenzen zwischen erstem und letztem registrierten Echo innerhalb von Gebäudegrundrissen klein (vgl. Abschnitt 3.2). Für Vegetation ergeben sich hin-

gegen große First-Last-Echo-Differenzen, wenn diese zumindest teilweise vom Laserstrahl durchdrungen werden kann (vgl. Abschnitt 4.2.2.1). An Gebäudekanten treten ebenfalls große First-Last-Echo-Differenzen auf, allerdings nicht wie bei Vegetation flächenhaft sondern vielmehr linienhaft. Somit kann für die Unterscheidung von Gebäuden und Vegetation bei alleiniger Verwendung von First-Last-Echo-Differenzen zunächst das Differenzbild zwischen First- und Last-Echo-nDOM mithilfe eines Schwellwertes  $t_{FL}$  binärisiert werden. Dabei werden alle Pixel, die eine First-Last-Echo-Differenz größer als  $t_{FL}$  aufweisen, als Vordergrund und somit als mögliche Vegetation gekennzeichnet. Anschließend werden isolierte oder linienhaft angeordnete Vordergrundpixel mithilfe zweier morphologischer Operationen eliminiert, nämlich einer Öffnung gefolgt von einer Schließung (vgl. Abschnitt 4.2.2.2).

Diese Methode liefert gute Ergebnisse, solange die Annahmen erfüllt sind, dass Dachflächen für den Laserstrahl undurchlässig sind und Vegetation von ihm durchdrungen werden kann. Sind allerdings Trümmerstrukturen in den Schadensdaten enthalten, können z. B. einzelne noch stehende Wände ebenfalls große First-Last-Echo-Differenzen hervorrufen (vgl. Abschnitt 3.3.2). Außerdem können im Fall mehrerer noch stehender Wände auch flächenhaft große First-Last-Echo-Differenzen auftreten. Ein Beispiel hierfür zeigt Abbildung 20. In Abbildung 20a ist ein aus im Juni 2004 erfassten Multispektraldaten abgeleitetes Orthophoto eines Gebiets mit einem Baum und einem eingestürzten Gebäude zu sehen. Das First- bzw. Last-Echo-nDOM, das aus im November erfassten Daten abgeleitet wurde, ist in Abbildung 20b bzw. 20c dargestellt. Abbildung 20d enthält die Differenzen aus First- und Last-Echo-Daten für den Aufnahmezeitpunkt November. Das Binärbild, das sich mit einem Schwellwert  $t_{FL} = 1.00$  m ergibt, ist in Abbildung 20e dargestellt und die Vegetationsmaske, die daraus durch Anwenden mathematischer Morphologie abgeleitet werden kann, in Abbildung 20f. Anhand dieser beiden Abbildungen wird die oben beschriebene Problematik deutlich, dass noch stehende Wände große First-Last-Echo-Differenzen verursachen können, die flächenhaft auftreten und somit auch durch mathematische Morphologie nicht eliminiert werden können. Somit ist in der Vegetationsmaske in Abbildung 20f zumindest ein Teil des zerstörten Gebäudes enthalten.

Um dieses Problem zu beheben, wird die im Kontextmodell in Abschnitt 3.4 beschriebene Annahme genutzt, dass sich dort, wo vor dem Schadensereignis ein Gebäude stand, nach dem Schadensereignis keine Vegetation befinden kann. Außerdem wird davon ausgegangen, dass noch stehende Wände, die flächenhaft große First-Last-Echo-Differenzen verursachen, nur in den Bereichen auftreten können, in denen vor dem Schadensereignis ein Gebäude stand (vgl. Abschnitt 3.3.1.1). Außerhalb dieser ursprünglichen Gebäudegrundflächen auftretende Wände sind umgekippt und Trümmerkegel, die sich außerhalb dieser Grundflächen befinden, sind eher konvex geformt und weisen somit keine flächenhaft großen First-Last-Echo-Differenzen auf. Es wird also angenommen, dass außerhalb der ursprünglichen Gebäudegrundflächen keine flächenhaft großen First-Last-Echo-Differenzen durch Trümmer oder Gebäudeteile verursacht werden. Ist ein Datensatz mit dem Gebäudebestand bzw. den Gebäudegrundflächen vor dem Schadensereignis vorhanden, so können diese Flächen vor der Binärisierung der First-Last-Echo-Differenzen ausmaskiert werden. Dies bedeutet natürlich eine Einschränkung des Verfahrens, da es nur angewandt werden kann, wenn ein Referenzdatensatz mit den Gebäudegrundrissen vor der Schädigung vorliegt.

Sind die Gebäudegrundrisse vor dem Schadensereignis bekannt, so kann das oben beschriebene Verfahren auf die Differenz aus First- und Last-Echo-nDOM angewandt werden, nachdem diese Grundflächen ausmaskiert wurden (vgl. Abbildungen 20g und 20h). Die Vegetationsmaske, die sich auf diese Weise für das betrachtete Beispiel ergibt, ist in Abbildung 20i dargestellt. Es wird deutlich, dass das zerstörte Gebäude darin nicht mehr als Vegetation enthalten ist.

Ein weiteres Problem, das bei der Identifizierung von Vegetation mithilfe von First-Last-Echo-Differenzen auftritt, ist die nicht zuverlässige Durchdringbarkeit dichter Vegetation durch den Laserstrahl, weshalb die Annahme, dass Vegetation flächenhaft große Differenzen zwischen First- und Last-Echo-Messung hervorruft, nicht immer erfüllt ist (vgl. Abschnitt 4.2.2.1). Dies wird anhand der Abbildungen 20j, 20k und 20l deutlich, in denen die im Juni erfassten First-Last-Echo-Differenzen nach Ausmaskieren der Referenzgebäude, das daraus mit dem Schwellwert  $t_{FL} = 1.00$  m erhaltene Binärbild sowie die daraus abgeleitete Vegetationsmaske dargestellt sind. Durch die dichte Belaubung des Baumes im Sommer enthält die Vegetationsmaske (Abbildung 20l) in seiner Mitte eine Aussparung.



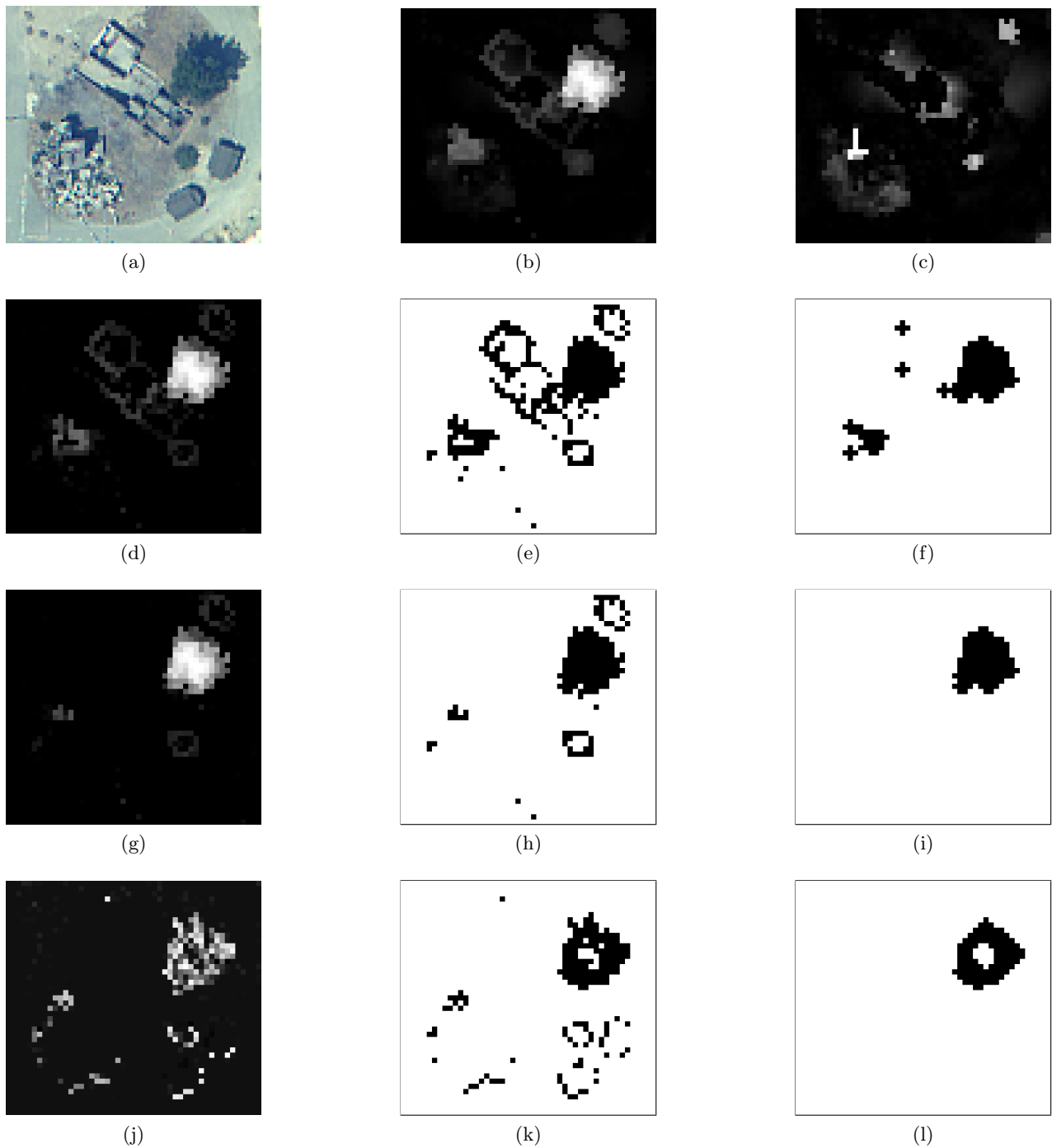


Abbildung 20: (a) Orthophoto (RGB) eines Baumes (oben rechts) und eines zerstörten Gebäudes (unten links) (Aufnahmezeitpunkt: Juni); (b) First-Echo-nDOM (Aufnahmezeitpunkt: November); (c) Last-Echo-nDOM (Aufnahmezeitpunkt: November); (d) First-Last-Echo-Differenzen der Novemberdaten; (e) Binärbild (schwarz: First-Last-Echo-Differenz aus (d)  $> 1.00$  m); (f) Vegetationsmaske erzeugt aus (e) durch Anwendung mathematischer Morphologie; (g) First-Last-Echo-Differenzen der Novemberdaten, wobei die ursprünglichen Gebäudeflächen ausmaskiert sind; (h) Binärbild (schwarz: First-Last-Echo-Differenz aus (g)  $> 1.00$  m); (i) Vegetationsmaske erzeugt aus (h) durch Anwendung mathematischer Morphologie; (j) First-Last-Echo-Differenzen der Junidaten, wobei die ursprünglichen Gebäudeflächen ausmaskiert sind; (k) Binärbild (schwarz: First-Last-Echo-Differenz aus (j)  $> 1.00$  m); (l) Vegetationsmaske erzeugt aus (k) durch Anwendung mathematischer Morphologie.

Die Abbildungen 21 und 22 zeigen ein weiteres Beispiel, anhand dessen deutlich wird, dass das Verfahren bei Daten, die bei dichter Vegetation in den Sommermonaten erfasst wurden, viele Bäume nicht oder nur teilweise identifiziert (Abbildung 21). Dagegen können für Daten, die in den Wintermonaten erfasst wurden, während die Bäume kahl waren, gute Ergebnisse erzielt werden (Abbildung 22).

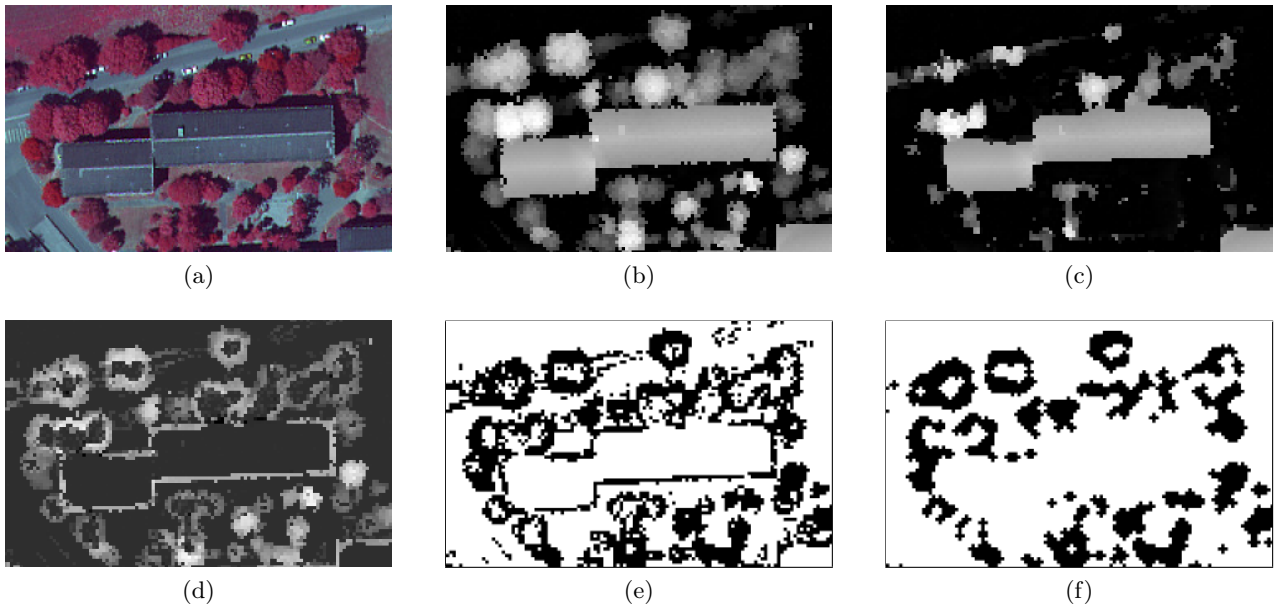


Abbildung 21: (a) Orthophoto (CIR) eines Gebäudes mit mehreren Bäumen erfasst im Juni; (b) First-Echo-nDOM; (c) Last-Echo-nDOM; (d) Differenz aus First- und Last-Echo-nDOM; (e) Binärbild (schwarz: First-Last-Echo-Differenz aus (d)  $> 1.00$  m); (f) Vegetationsmaske erzeugt aus (e) durch Anwendung mathematischer Morphologie.

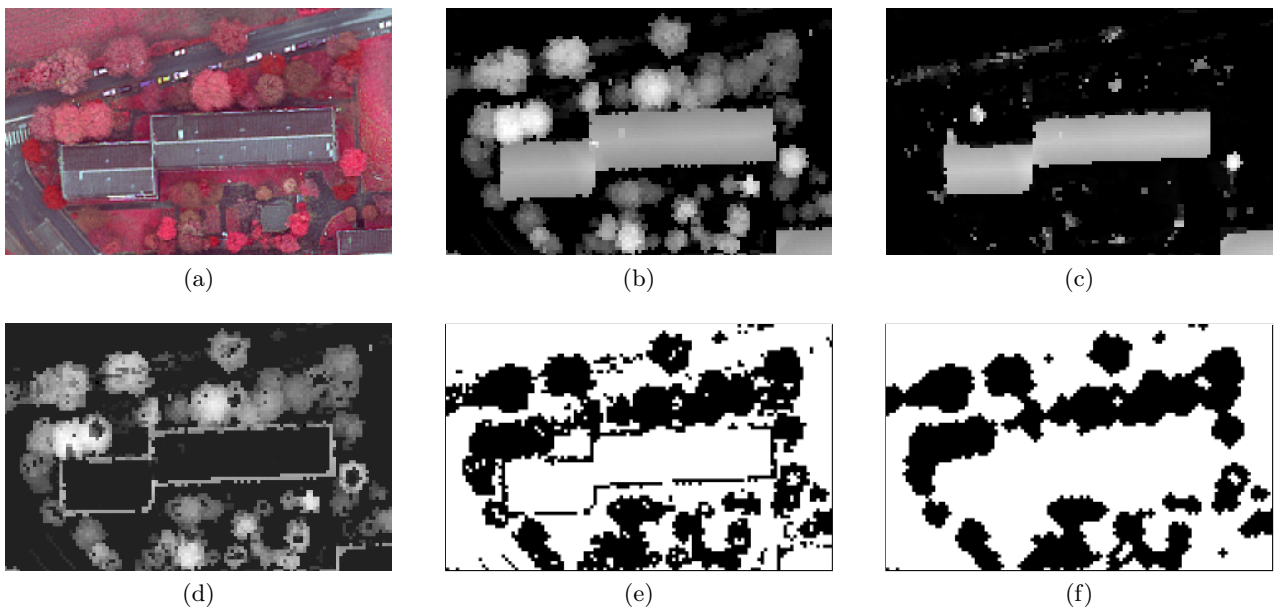


Abbildung 22: (a) Orthophoto (CIR) eines Gebäudes mit mehreren Bäumen erfasst im November; (b) First-Echo-nDOM; (c) Last-Echo-nDOM; (d) Differenz aus First- und Last-Echo-nDOM; (e) Binärbild (schwarz: First-Last-Echo-Differenz aus (d)  $> 1.00$  m); (f) Vegetationsmaske erzeugt aus (e) durch Anwendung mathematischer Morphologie.

### 4.3 Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach einer Katastrophe

Ziel dieses Abschnittes ist es, die einzelnen Schritte zu erläutern, welche für die Ableitung einer geometrischen Beschreibung eingestürzter Gebäude in Form einer Randdarstellung (boundary representation, BRep) nötig sind. Als Grundlage für die in Abschnitt 4.1 bereits in Grundzügen aufgezeigte Strategie dient ein normalisiertes digitales Oberflächenmodell eines Gebiets nach einer Katastrophe. Es kann dabei entweder ein Last- oder ein First-Echo-nDOM zugrunde gelegt werden, wobei sich durch die unterschiedlichen Charakteristika unterschiedliche Ergebnisse ergeben können. Da z. B. Gebäude in First-Echo-Daten systematisch zu groß und in Last-Echo-Daten systematisch zu klein erscheinen, schlagen Vögtle und Steinle (2005b) für intakte Gebäude vor, die Modelle, die aus First- und Last-Echo-Daten abgeleitet werden, zu fusionieren, um bessere Ergebnisse zu erzielen. Eine Fusion der Ergebnisse beider Datenarten wird für eingestürzte Gebäude bisher allerdings nicht durchgeführt. Dies könnte Gegenstand weiterer Forschungsarbeiten sein. Prinzipiell können auch digitale Oberflächenmodelle als Basis verwendet werden. In diesem Fall wird das Gelände mitmodelliert. In den folgenden Ausführungen wird allerdings nur noch das nDOM genannt, auf die zusätzliche Angabe des DOM wird aus Gründen der besseren Lesbarkeit verzichtet.

Liegen Multispektraldaten für einen Zeitpunkt nach der Katastrophe vor und ist die Vegetation in diesen Daten belaubt, so kann das in Abschnitt 4.2.2.2 beschriebene Verfahren herangezogen werden, um zunächst die Vegetation in den Höhendaten zu eliminieren. Die Methode basierend auf First-Last-Echo-Differenzen (vgl. Abschnitt 4.2.2.3) kann nur dann angewandt werden, wenn Grundrisse der Gebäude vor der Katastrophe vorliegen. Ist dies nicht der Fall, so kann es vorkommen, dass die Vegetation nicht aus dem nDOM entfernt werden kann und somit in den erzeugten Modellen ebenfalls enthalten ist.

Die Generierung der geometrischen Modelle eingestürzter Gebäude beginnt aus den in Abschnitt 4.1 genannten Gründen mit der Segmentierung ebener Flächen in dem zugrunde gelegten nDOM (Abschnitt 4.3.1). Anschließend wird unter Berücksichtigung der Ergebnisse der Flächensegmentierung ein TIN erzeugt und die entstandenen Dreiecke hinsichtlich ihrer Art verschiedenen Klassen zugeordnet (Abschnitt 4.3.2). Daraufhin erfolgt eine zweite TIN-basierte Flächensegmentierung, während der ebene Flächen segmentiert werden, welche die Anforderungen, die in der ersten rasterbasierten Flächensegmentierung an ebene Flächen gestellt werden, nicht erfüllt haben, da sie z. B. eine Mindestgröße nicht überschreiten (Abschnitt 4.3.3). Da sich die Eigenschaften der Dreiecke durch die erneute Flächensegmentierung verändert haben können, wird eine Neuklassifizierung der Dreiecke vorgenommen bevor Dreiecke, die jeweils in einer Ebene liegen zu größeren Flächen fusioniert werden. Die so erzeugten Vektormodelle der eingestürzten Gebäude repräsentieren somit ebene Bereiche durch größere ebene Flächen, während unebene Bereiche durch kleinere Dreiecke approximiert werden.

#### 4.3.1 Rasterbasierte Flächensegmentierung

Für die Extraktion ebener Flächen aus Höhendaten, die in regelmäßigen Rastern repräsentiert sind (DOM oder nDOM), wird ein Flächenwachstumsverfahren verwendet (vgl. Rehor und Bähr, 2006; Rehor et al., 2008a), dessen Ablauf in Abbildung 23 dargestellt ist. Das Prinzip eines Flächenwachstumsverfahrens besteht darin, ein Flächensegment – ausgehend von einem Kristallisationsbereich, der eine gewisse Anfangsbedingung erfüllt – solange anwachsen zu lassen, bis das Homogenitätsprädikat für kein Nachbarpixel des Segments mehr erfüllt ist.

Der Kristallisationsbereich muss eine vorgegebene Mindestgröße aufweisen. In dieser Arbeit wird eine Mindestgröße von  $3 \times 3$  Pixel verwendet, was bei einer Rasterweite am Boden von 1 m einer Größe von  $3 \text{ m} \times 3 \text{ m}$  entspricht. Die Größe wird so gewählt, da davon ausgegangen wird, dass Dachflächen intakter Gebäude diese im Allgemeinen übersteigen. Des Weiteren stellt diese Größe die Grenze zwischen den unterschiedlichen Trümmerteilklassen dar (vgl. Abschnitt 3.3.1.1). Die Pixel<sup>12</sup>, die dem Kristallisationsbereich angehören, müssen annähernd in einer Ebene liegen. Um dies zu überprüfen wird zunächst

<sup>12</sup>Ist im Folgenden von einem Pixel die Rede, das annähernd in einer Ebene liegt, so ist damit gemeint, dass der 3D-Punkt, dessen Lagekoordinaten den Pixelkoordinaten dieses Pixels entsprechen und dessen Höhe gleich der in dem nDOM repräsentierten Höhe des Pixels ist, annähernd in der betreffenden Ebene liegt. Gleiches gilt für die Berechnung

die eindeutig festgelegte Ebene durch das Zentralpixel (Pixelkoordinaten:  $c, r$ ) des  $3 \times 3$  Pixel großen Fensters, das oberhalb davon liegende Pixel (Pixelkoordinaten:  $c, r - 1$ ) und das rechts davon liegende Pixel (Pixelkoordinaten:  $c + 1, r$ ) berechnet. Anschließend werden die restlichen zum eventuellen Kristallisationsbereich gehörenden Pixel sukzessive betrachtet. Um festzustellen, ob das aktuell betrachtete Pixel annähernd in der bisherigen Ebene liegt, wird zunächst die ausgleichende Ebene durch die bisher betrachteten Pixel und das aktuell betrachtete Pixel mithilfe eines Gauß-Markov-Modells nach der Methode der kleinsten Quadrate bestimmt (vgl. Anhang A.1). Da, wie in Abschnitt 2.1.2 erläutert, davon ausgegangen wird, dass in einem nDOM nur die Höhenwerte fehlerbehaftet sein können, die Lagekoordinaten hingegen als fehlerfrei angenommen werden, genügt es hierbei, die vertikalen Abstände der Punkte von der zu schätzenden Ebene zu minimieren und nicht die orthogonalen Abstände. Im Anschluss an die Ebenenschätzung wird überprüft, ob die Hypothese, dass die Punkte annähernd in der Ebene liegen, erfüllt ist. Hierfür wird zunächst ein Globaltest durchgeführt, dessen Testgröße  $T_{glob}$  mithilfe des Verbesserungsvektors  $v$ , der Gewichtsmatrix  $P$  und dem A-priori-Varianzfaktor  $\sigma_0^2$  folgendermaßen berechnet werden kann (Niemeier, 2008, S. 169):

$$T_{glob} = \frac{v^T P v}{\sigma_0^2} \sim \chi_r^2 \quad (24)$$

Diese Testgröße ist unter der Nullhypothese  $\chi^2$ -verteilt mit  $r$  Freiheitsgraden, wobei  $r$  die Redundanz des Ausgleichungsproblems darstellt. Mit der Irrtumswahrscheinlichkeit  $\alpha$  (z. B.  $\alpha = 5\%$ ) ergibt sich unter der Nullhypothese  $H_0$  folgende Wahrscheinlichkeitsaussage (Niemeier, 2008, S. 170):

$$P \{T_{glob} > \chi_{r,1-\alpha}^2 \mid H_0\} = \alpha \quad (25)$$

Die Nullhypothese wird somit verworfen, wenn die Testgröße  $T_{glob}$  größer als der kritische Wert  $k_{glob}$  ist, der gleich dem entsprechenden Quantil der  $\chi^2$ -Verteilung  $\chi_{r,1-\alpha}^2$  ist. Ist dies der Fall, so sind die getroffenen Annahmen – zumindest zum Teil – nicht korrekt. Da das Modell vor der Hinzunahme des momentan betrachteten Pixels in Ordnung war, deutet dies darauf hin, dass das neu hinzugenommene Pixel zu stark von der Ebene abweicht, die durch die bisher betrachteten Pixel aufgespannt wird.

Da die Möglichkeit besteht, dass die Nullhypothese im Zuge des Globaltest nicht verworfen wird, obwohl ein grober Fehler im Gesamtmodell enthalten ist (vgl. Kupferer, 2005, S. 33), wird außerdem noch ein Test durchgeführt, mit dem geprüft wird, ob ein grober Fehler in der neu eingeführten Beobachtung vorliegt (vgl. Anhang A.2). Dies geschieht, indem zunächst die als normierte bzw. standardisierte Verbesserung bezeichnete Testgröße

$$T_{NV} = \frac{|v_i|}{\sigma_{v_i}} = \frac{|v_i|}{\sigma_0 \sqrt{q_{v_i v_i}}} \sim N(0, 1) \mid H_0 \quad (26)$$

berechnet wird, wobei  $v_i$  die Verbesserung des neu hinzugefügten Pixels darstellt,  $\sigma_{v_i}^2$  dem zugehörigen Element der Kovarianzmatrix der Verbesserungen und  $q_{v_i v_i}$  dem zugehörigen Element der Kofaktormatrix der Verbesserungen entspricht. Anschließend wird die Testgröße  $T_{NV}$  mit einem kritischen Wert  $k_{NV}$  verglichen, der gleich dem durch die Wahrscheinlichkeit  $1 - \frac{\alpha}{2}$  festgelegten Quantil der Normalverteilung ist. Der T-Test (vgl. Anhang A.2) kann an dieser Stelle nicht eingesetzt werden, da er nur dann aussagekräftig ist, wenn die Schätzung des A-posteriori-Varianzfaktors aus einer Ausgleichung mit genügend großer Redundanz resultiert, so dass es sich um eine vertrauenswürdige Schätzung handelt. Dies ist bei der geringen Punktzahl, die für die Bestimmung der Ebene verwendet wird, nicht der Fall.

Wird bei dem Globaltest oder bei dem auf der normierten Verbesserung basierenden Ausreißertest die Nullhypothese abgelehnt, so ist ein grober Fehler in dem Modell enthalten. Da das Modell vor der Hinzunahme des neuen Punktes akzeptiert wurde, muss davon ausgegangen werden, dass dieser Punkt nicht in einer Ebene mit den bisherigen Punkten liegt. Daher kann der untersuchte Bereich nicht als Kristallisationsbereich verwendet werden.

---

einer (ausgleichenden) Ebene durch mehrere Pixel. Hierfür wird ebenfalls ein 3D-Punkt für jedes Pixel bestimmt und die Schätzung basierend auf dieser Punktmenge durchgeführt.

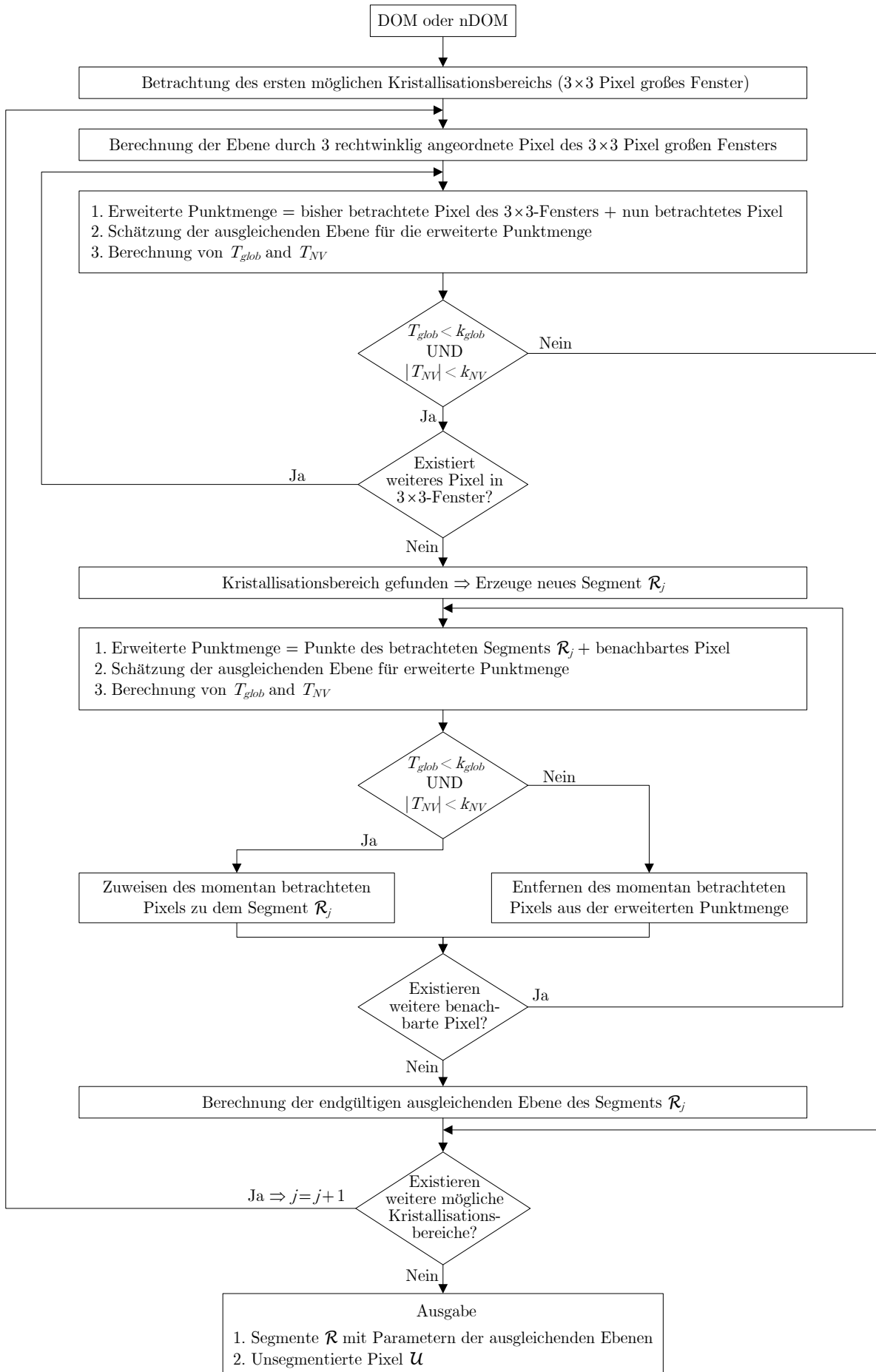


Abbildung 23: Ablauf der rasterbasierten Flächensegmentierung.

Werden hingegen die Nullhypothesen beider Tests angenommen, so liegt kein grober Fehler vor und es kann mit dem nächsten Pixel fortgefahren werden, das in dem potentiellen Kristallisationsbereich liegt. Werden für alle Pixel des potentiellen Kristallisationsbereichs die Nullhypothesen der beiden Tests akzeptiert, so kann die Annahme, dass die Pixel annähernd in einer Ebene liegen, als richtig betrachtet werden. In diesem Fall wurde ein Kristallisationsbereich gefunden, und es wird ein neues Segment  $\mathcal{R}_j$  (homogene, ebene Region mit Mindestgröße) erzeugt.

Im Folgenden wird nun für jedes benachbarte Pixel, das bis zu diesem Zeitpunkt noch keinem Flächensegment zugeordnet wurde, geprüft, ob es das Homogenitätskriterium erfüllt. Dafür muss es näherungsweise in der Ebene liegen, die durch die bisher dem Flächensegment zugeordneten Pixel definiert wird. Das Homogenitätskriterium wird durch den Globaltest sowie den Ausreißertest basierend auf der normierten Verbesserung realisiert. An dieser Stelle könnte im Falle einer genügend großen Punktmenge anstelle des auf der normierten Verbesserung basierenden Tests auch ein T-Test verwendet werden. Wird das Homogenitätskriterium für das betrachtete Pixel erfüllt, so wird das Pixel dem Flächensegment zugewiesen. Wird es hingegen nicht erfüllt, so liegt das Pixel nicht in der betrachteten Ebene und kann dem Flächensegment somit nicht zugeordnet werden.

Können dem derzeit betrachteten Flächensegment keine Pixel mehr zugewiesen werden, so werden die Parameter der endgültigen ausgleichenden Ebene geschätzt. Anschließend startet die Suche nach einem weiteren Kristallisationsbereich von Neuem. Wird kein Kristallisationsbereich mehr gefunden, ist der Flächenwachstumsalgorithmus beendet. Pixel, die bis zu diesem Zeitpunkt keinem Flächensegment zugeordnet werden konnten, bleiben unsegmentiert. Diese repräsentieren Bereiche mit unebener Oberfläche, weshalb sie mit  $\mathcal{U}$  bezeichnet werden.

Der Nachteil des verwendeten Homogenitätsprädikats ist, dass die Residuen und ihre Kofaktormatrix für jedes untersuchte Pixel erneut berechnet werden müssen. Die dafür notwendigen Matrizeninversionen sind sehr zeitaufwendig, wenn bereits eine große Anzahl an Pixeln dem Segment zugeordnet wurde. Wird ein nDOM als Eingabe verwendet, so kann dieser Nachteil zumindest teilweise abgeschwächt werden, indem Pixel mit einer Höhe von ungefähr null nicht betrachtet werden, da sie kein Objekt sondern die Erdoberfläche repräsentieren. Auf diese Weise werden zumindest Ebenen vermieden, die das Gelände zwischen den Objekten auf der Erdoberfläche approximieren. Somit können sich nur noch für sehr große Flächen innerhalb der Objekte, die nicht allzu häufig zu erwarten sind, Probleme bezüglich der Rechenzeit ergeben.

Abbildung 24a zeigt ein Gebiet mit mehreren eingestürzten Gebäuden. Der Ausschnitt eines Orthophotos dieses Bereichs ist in Abbildung 24b wiedergegeben. Das Ergebnis, welches die Flächensegmentierung bei Anwendung auf das Last-Echo-DOM<sup>13</sup> dieses Gebiets liefert, ist in Abbildung 24c in farbcodierter Darstellung zu sehen. Bei den schwarzen Pixeln handelt es sich um unsegmentierte Pixel.

In der Literatur finden sich viele Verfahren für die Extraktion ebener Flächen aus in regelmäßigen Rastern repräsentierten Höhendaten (DOM oder nDOM) (vgl. z. B. Elaksher und Bethel, 2002; Rotensteiner, 2003; Brenner, 2000; Tarsha-Kurdi et al., 2007a). Es liegt somit die Frage nahe, ob diese als Alternative zu dem hier beschriebenen Verfahren eingesetzt werden können. Dies wurde in Rehor et al. (2008a) untersucht. Dabei zeigte sich, dass nicht alle dieser Verfahren für die Extraktion ebener Flächen aus Schadensdaten geeignet sind. Der Grund liegt darin, dass die meisten der Verfahren speziell für die Extraktion von Dachflächen intakter Gebäude entwickelt wurden und somit von bestimmten Annahmen bezüglich der Regelmäßigkeit und Ebenheit der Oberflächen ausgehen. Daher werden z. B. in dem Verfahren von Tarsha-Kurdi et al. (2007a) Pixel, die zunächst keiner der segmentierten ebenen Flächen zugewiesen werden konnten, in einem nächsten Schritt der nächstliegenden ebenen Fläche zugeordnet, da davon ausgegangen wird, dass sie entweder Rauschen darstellen oder kleine Details repräsentieren, die bei der Rekonstruktion der Gebäude nicht weiter beachtet werden sollen. Für Trümmerstrukturen ist dies allerdings nicht sinnvoll, da die unregelmäßigen Strukturen nicht einfach durch große Ebenen angenähert werden können. Das Ergebnis einer verwendbaren Flächensegmentierung muss daher neben den ebenen Flächensegmenten  $\mathcal{R}$  auch die speziell gekennzeichneten unsegmentierten Pixel  $\mathcal{U}$  enthalten. Aus diesem Grund muss vor der Anwendung eines anderen Verfahrens zur Flächenextraktion zunächst

<sup>13</sup>Aufgrund des ebenen Geländes stimmt das DOM dieses Gebiets bis auf einen konstanten Höhenwert annähernd mit dem nDOM überein.



Abbildung 24: (a) Gebiet mit eingestürzten Gebäudestrukturen (Foto: M. Markus); (b) Orthophoto des Gebiets aus (a), wobei die Richtung des eingezeichneten Pfeils der Aufnahme-Richtung in (a) entspricht; (c) Ergebnis der Flächensegmentierung des Gebiets aus (b) (schwarz: unsegmentierte Pixel).

genau untersucht werden, ob dieses tatsächlich geeignet ist bzw. ob und wie es eventuell modifiziert werden kann, damit es für diese Anwendung geeignet wird.

#### 4.3.2 Triangulation

Im Anschluss an die Flächensegmentierung wird mithilfe einer ebenen Delaunay-Triangulation ein TIN erzeugt, das auf einer Menge 2.5-dimensionaler Punkte basiert. Da die Ergebnisse der in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen Flächensegmentierung dabei berücksichtigt werden sollen, werden die zu vermaschenden Punkte (Vermauschungspunkte) so bestimmt, dass die entstehenden Dreiecke die extrahierten ebenen Flächen in segmentierten Bereichen möglichst exakt repräsentieren. Dies ist dann der Fall, wenn für jedes Pixel  $\mathcal{P}_i$ , das einem Flächensegment  $\mathcal{R}_j$  zugeordnet wurde, ein Vermauschungspunkt erzeugt wird, dessen Lagekoordinaten  $x_{\mathcal{P}_i}$  und  $y_{\mathcal{P}_i}$  gleich den Pixelkoordinaten  $c_{\mathcal{P}_i}$  und  $r_{\mathcal{P}_i}$  sind und dessen Höhe  $z_{ber}(\mathcal{P}_i, \mathcal{R}_j)$  so berechnet wird, dass der Punkt exakt in der extrahierten Ebene liegt. Diese Höhe ergibt sich mit Hilfe der allgemeinen Ebenengleichung  $a_{\mathcal{R}_j}x + b_{\mathcal{R}_j}y + c_{\mathcal{R}_j}z = d_{\mathcal{R}_j}$ , die für das Flächensegment  $\mathcal{R}_j$  bestimmt wurde:

$$z_{ber}(\mathcal{P}_i, \mathcal{R}_j) = \frac{d_{\mathcal{R}_j} - a_{\mathcal{R}_j} x_{\mathcal{P}_i} - b_{\mathcal{R}_j} y_{\mathcal{P}_i}}{c_{\mathcal{R}_j}} \quad (27)$$

Die Punkte, die bei der Flächensegmentierung keinem Segment zugeordnet wurden, müssen bei der Generierung des TIN ebenfalls berücksichtigt werden. Daher wird für jedes unsegmentierte Pixel  $\mathcal{U}_k$  ein Vermauschungspunkt erzeugt, dessen Lagekoordinaten wiederum gleich den Pixelkoordinaten sind und dessen Höhe gleich der Höhe des entsprechenden Pixels im nDOM ist. Um die Anzahl der entstehenden Dreiecke zu reduzieren, werden nur die unsegmentierten Punkte und die Randpunkte der Flächensegmente als Vermauschungspunkte eingeführt. Abbildung 25b zeigt das TIN, das sich so für das Last-Echo-DOM des Gebiets aus Abbildung 24 ergibt. Der Vergleich mit dem TIN, das sich ergibt, wenn die Vermauschung basierend auf den Originalpunkten des DOM durchgeführt wird (Abbildung 25a), macht deutlich, dass die Verwendung der in die Ebenen interpolierten Punkte eine Glättung bewirkt.

Aufgrund der Eigenschaften einer ebenen Delaunay-Triangulation (vgl. z. B. Bill, 1999, S. 38) liefert diese bei rasterförmig angeordneten Punkten kein eindeutiges Ergebnis (vgl. Abbildung 26). Abbildung 27 verdeutlicht, dass sich die dreidimensionalen Darstellungen der verschiedenen möglichen Vermauschungen stark unterscheiden können. Da die Punkte, die für die Vermauschung aus dem nDOM abgeleitet werden, rasterförmig angeordnet sind, sollte daher besser keine auf zweidimensionalen Koordinaten basierende Delaunay-Triangulation verwendet werden. Für die Erzeugung des TIN sollte vielmehr eine Triangulation gewählt werden, die auch die dritte Dimension bei der Festlegung der Dreiecksmaschen



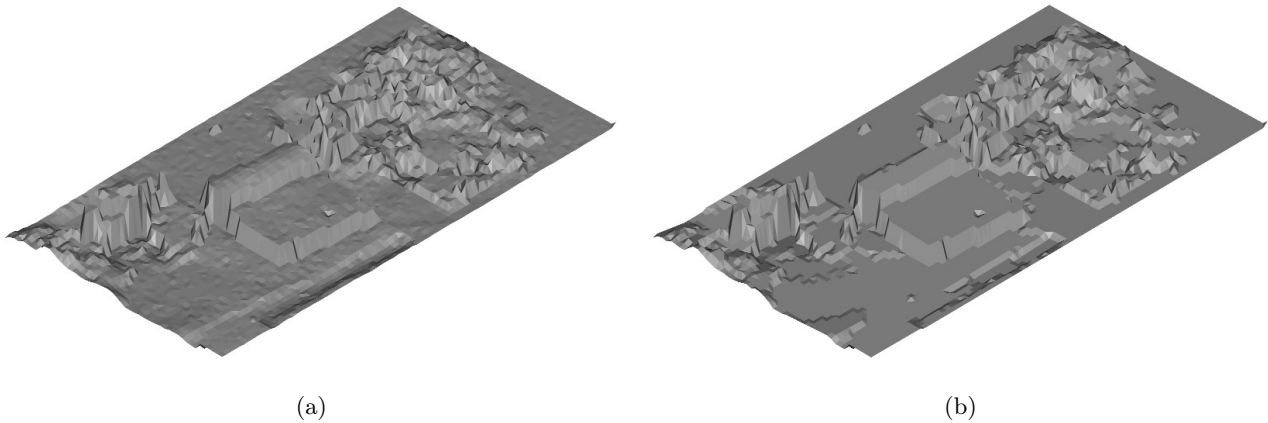


Abbildung 25: Visualisierung des Glättungseffektes; (a) Vermaschung der Originalpunkte des DOM; (b) Vermaschung der durch Interpolation in die Ebenen entstandenen Punkte.

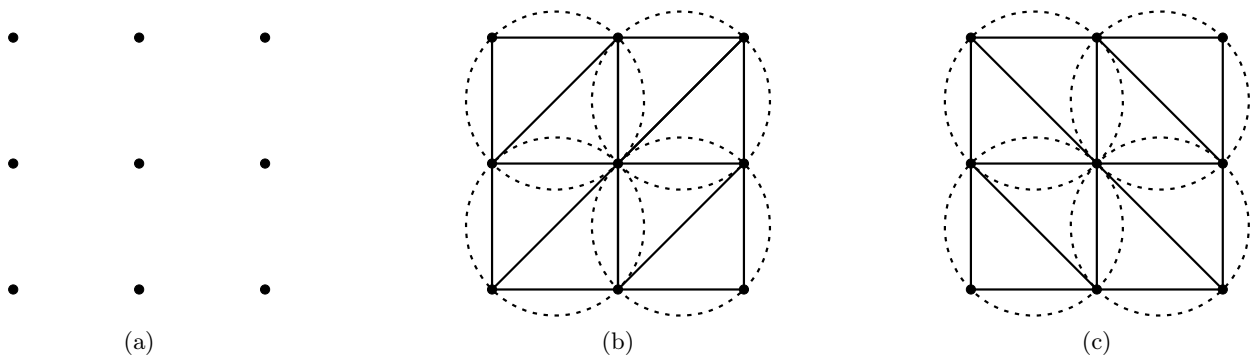


Abbildung 26: Zwei mögliche Ergebnisse (b und c) einer ebenen Delaunay-Triangulation rasterförmig angeordneter Punkte (a).

berücksichtigt. Liegen die Punkte mehrerer benachbarter Dreiecke in einer Ebene, so spielt es für die 3D-Darstellung allerdings keine Rolle, welche der möglichen Vermaschungen gewählt wird. Aufgrund dieser Tatsache sowie der Beschränkung der Vermaschungspunkte auf Randpixel der extrahierten ebenen Flächen erfolgt somit eine Reduzierung des Problems auf die Randbereiche ebener Regionen sowie auf Bereiche mit unebener Oberfläche. Da für die detailliertere Schadensanalyse, die in Abschnitt 4.4 beschrieben wird, außerdem ein Übergang zurück zu einer rasterbasierten Repräsentation erfolgt (vgl. Abschnitt 4.4.1), wird auf die Berücksichtigung der dritten Dimension bei der Festlegung der Dreiecksmaschen allerdings verzichtet.

Nach der Generierung des TIN können die erzeugten Dreiecke verschiedenen Kategorien zugeordnet werden. Dabei wird überprüft, ob alle drei Eckpunkte eines Dreiecks bei der Flächensegmentierung dem gleichen Segment zugeordnet wurden. Ist dies der Fall, so liegt das Dreieck aufgrund der beschriebenen Prozessierung exakt in der extrahierten Ebene und wird daher der Klasse der *Flächendreiecke* zugewiesen. Wurden alle Punkte eines Dreiecks bei der Flächensegmentierung einer Fläche zugeordnet, gehören sie aber nicht alle demselben Segment an, so stellt dieses Dreieck die Verbindung zwischen mehreren ebenen Flächen dar. Es handelt sich somit um ein *Flächenverbindungs-dreieck*. Enthält ein Dreieck auch nur einen unsegmentierten Punkt, so dient es zur Beschreibung einer unebenen Oberfläche. Da die unsegmentierten Pixel die ebenen Oberflächen stören, werden solche Dreiecke der Klasse der *Störungsdreiecke* zugewiesen. Bei den Störungen kann es sich, wie in den Abschnitten 3.2 und 3.3 bereits erwähnt, um Dachgauben, Schornsteine oder ähnliche Objekte handeln, die sich auf intakten Dachstrukturen befinden, oder sie können Trümmerteile oder -anlagerungen bzw. Teile an umgekippten Wänden repräsentieren.



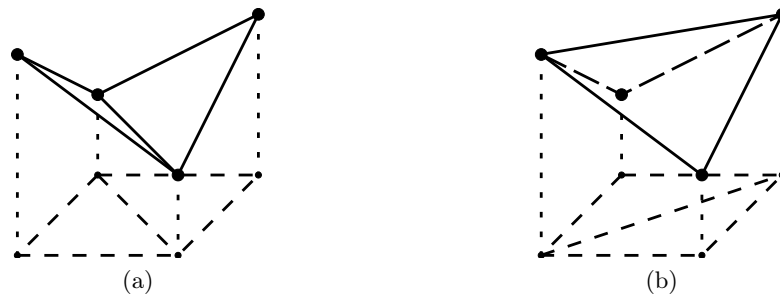


Abbildung 27: Auswirkung der unterschiedlichen Ergebnisse der Delaunay-Triangulation bei rasterförmig angeordneten 2.5D-Punkte auf die dreidimensionale Darstellung.

### 4.3.3 TIN-basierte Flächensegmentierung

Bei der in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen Flächensegmentierung wird nur dann ein neues Flächensegment erzeugt, wenn ein Kristallisationsbereich gefunden wird, der eine vorgegebene Mindestgröße besitzt (z. B.  $3 \times 3$  Pixel) und das Homogenitätskriterium erfüllt. Daher werden lange, schmale Flächen bei der Flächensegmentierung nicht extrahiert. Vordächer oder Teile von Tonnendächern werden somit zum Teil nicht als ebene Flächen erkannt und folglich durch Störungsdreiecke repräsentiert. Ein Beispiel hierfür zeigt Abbildung 28.

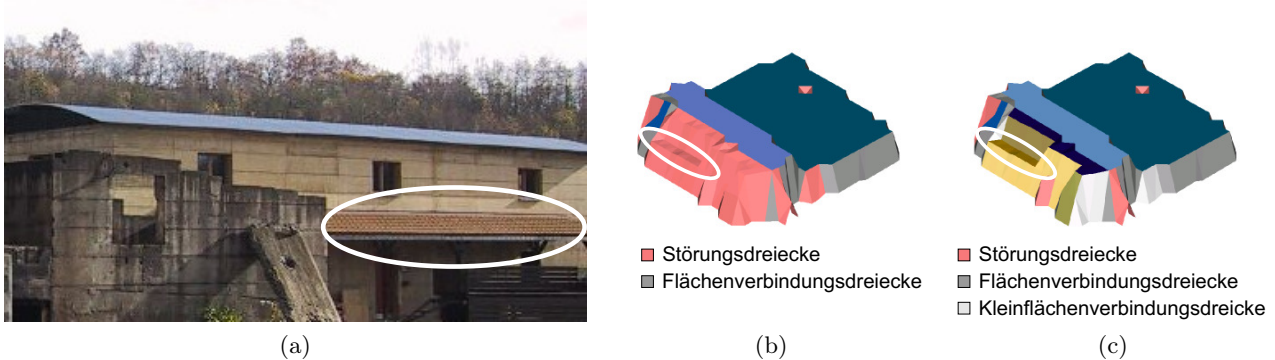


Abbildung 28: (a) Gebäude mit Vordach und Tonnendach (Foto: M. Markus); (b) klassifiziertes TIN des Gebäudes vor der TIN-basierten Flächensegmentierung; (c) klassifiziertes TIN des Gebäudes nach der TIN-basierten Flächensegmentierung. In (b) und (c) ist jedes der Segmente in einer anderen Farbe dargestellt.

Aus diesem Grund wird eine zweite Flächensegmentierung durchgeführt, die nun allerdings auf dem erzeugten TIN basiert. Es wird dabei nach Störungsdreiecken gesucht, die benachbart sind und annähernd in einer Ebene liegen. Hierfür wird ähnlich vorgegangen wie bei der in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen Segmentierung. Der Unterschied liegt darin, dass – ausgehend von einem Startdreieck, bei dem es sich um ein Störungsdreieck handeln muss – anstelle der Nachbarpixel die Punkte der benachbarten Störungsdreiecke daraufhin überprüft werden, ob sie näherungsweise in einer Ebene liegen und somit dem Segment zugeordnet werden können.

Wurden die Nachbardreiecke aller dem Segment zugeordneten Dreiecke betrachtet und erfüllt keines davon mehr die Bedingungen für die Aufnahme in das Segment, so wird das Flächenwachstum abgebrochen. Es wird dann überprüft, aus wie vielen Dreiecken das Segment besteht. Ist diese Anzahl geringer als eine vorgegebene Mindestanzahl, so wird die Fläche des Segments als zu klein bewertet und das Segment wieder verworfen.

Ist die TIN-basierte Flächensegmentierung beendet, so müssen die Dreiecke des TIN nochmals klassifiziert werden, da sich der Status einiger Dreiecke geändert haben kann. Hierfür werden zwei neue Kategorien eingeführt: die Klasse der *Kleinflächendreiecke* und die der *Kleinflächenverbindungsdreiecke*. Ersterer gehören die Dreiecke an, welche die neu entstandenen kleineren Flächensegmente bilden,

letzterer die Dreiecke, welche die Verbindung zwischen mehreren neu extrahierten oder zwischen neu extrahierten und bereits bestehenden Flächensegmenten darstellen.

Abbildung 28c zeigt das klassifizierte TIN des Gebäudes aus Abbildung 28a nach der TIN-basierten Segmentierung. Es wird daraus ersichtlich, dass die Teile des Vordachs und des Tonnendachs, die in Abbildung 28b als Störungsdreiecke dargestellt sind, nun neu gefundenen Segmenten angehören.

Für die Analyse von Schädigungen an Gebäuden kann es von Interesse sein, wie groß die gefundenen ebenen Flächen sind und wo sie sich genau befinden. Daher können schließlich noch die Dreiecke, die zu derselben ebenen Fläche gehören, fusioniert werden, indem die Dreiecksseiten zwischen zwei zur selben Fläche gehörenden Dreiecken gelöscht werden. Durch Verfolgen der Kanten, welche die Abgrenzung der Fläche zu benachbarten Segmenten oder Verbindungsdreiecken darstellen, kann das Umringspolygon bestimmt werden. Im Zuge der Dreiecksfusionierung und der Bestimmung der Umringspolygone kann auf relativ einfache Art zusätzlich noch der Flächeninhalt der einzelnen Flächensegmente bestimmt werden.

Das Ergebnis bilden somit dreidimensionale Vektormodelle sowohl der eingestürzten als auch der erhaltenen und damit intakten Gebäude nach der Katastrophe, welche die Grundlage für die im folgenden Abschnitt beschriebene detaillierte Schadensanalyse bilden können. Inwiefern mithilfe der so erzeugten geometrischen Beschreibungen eingestürzter Gebäude Aussagen über Schädigungen abgeleitet werden können, wenn keine Referenzdaten vorliegen, soll an dieser Stelle nicht genauer analysiert werden. Dies geschieht vielmehr in Abschnitt 5.3, in dem die Ergebnisse präsentiert werden, die für verschiedene Datensätze erzielt werden.

#### 4.4 Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude

In diesem Abschnitt wird erläutert, wie die Konzeption zur Erkennung und detaillierten Analyse eingestürzter Gebäude basierend auf multitemporalen Daten realisiert werden kann. Das Ziel dieses Verfahrens ist die Bestimmung der Informationen, die als Grundlage für die Opfer- und Ressourcenabschätzung von Schweizer und Markus (2004, 2006b) benötigt werden (vgl. Abschnitt 1.1). Neben der Höhen- und Volumenreduktion der einzelnen Gebäude, die im Referenzdatensatz enthalten sind, sind dies die an den Gebäuden auftretenden Schadensbilder. Treten mehrere Schadensbilder an einem Gebäude auf, so werden die Bereiche bestimmt, die von unterschiedlichen Schädigungen betroffen sind. Des Weiteren werden die Anteile dieser Bereiche an der Gesamtfläche des Gebäudes berechnet. Die Analyse muss außerdem erlauben, dass intakte Gebäude sowie unveränderte Bereiche als solche identifiziert werden.

Das Verfahren basiert – wie in Abbildung 17 ersichtlich – auf einem First- und einem Last-Echo-nDOM, die aus nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten abgeleitet werden. Weiterhin fließen Informationen über die Grundflächen und die Dachstruktur der Gebäude vor der Katastrophe mit ein. Ferner ist die Kenntnis der Vegetationsbereiche nötig, die im Rahmen der Kontextanalyse bestimmt werden können. Diese stellen Ausschlussregionen für die Schadensanalyse dar. Daher können Objekte, die sich in diesen Bereichen befinden, aus den nDOM entfernt werden, damit diese nur noch Gebäude, Gebäudeteile und Trümmer enthalten, die durch das Einstürzen von Gebäuden verursacht wurden. Idealerweise sollten auch Störobjekte wie Fahrzeuge usw. bereits eliminiert sein, da diese – ebenso wie noch enthaltene Vegetation – Volumen- und Flächenzunahmen außerhalb der ursprünglichen Grundfläche hervorrufen können, die dann wiederum zu Fehlklassifikationen führen können (vgl. Abschnitt 3.4).

Im Zuge der ersten Verarbeitungsschritte, nämlich der Vorverarbeitung und der Segmentierung, wird hinsichtlich der Daten, die den Zustand nach der Katastrophe repräsentieren, ausschließlich auf das Last-Echo-nDOM zurückgegriffen. Das First-Echo-nDOM kommt erst bei der Bestimmung der charakteristischen Eigenschaften der Segmente zum Einsatz. An dieser Stelle können – sofern verfügbar – zusätzlich auch Multispektraldaten eingebracht werden, welche die Situation vor bzw. nach der Katastrophe darstellen.

Abschnitt 4.4.1 beginnt mit der Beschreibung der nötigen Vorverarbeitungsschritte, die dazu dienen, Bereiche mit unterschiedlichen Oberflächeneigenschaften in den relevanten Bereichen der Referenz- und

Schadensdaten zu bestimmen und für die folgende Prozessierung handhabbar zu machen. Im Anschluss daran werden Segmente generiert, wozu die Oberflächeneigenschaften in Referenz- und Schadensdaten miteinander verglichen werden (Abschnitt 4.4.2). Für jedes gebildete Segment werden dann Merkmale abgeleitet (Abschnitt 4.4.3), welche die geometrischen und physikalischen Veränderungen in diesem Bereich beschreiben. Des Weiteren werden Merkmale bestimmt, welche die Gebäude als Ganzes charakterisieren. Die Zuordnung der Segmente zu den verschiedenen Schadensbildern ist in Abschnitt 4.4.4 dargestellt. Abschließend erfolgt in Abschnitt 4.4.5 noch eine gebäudeweise Analyse der Schadensbilder, die schließlich zu den Endergebnissen führt. Wie die Endergebnisse visualisiert und für weitere Anwendungen bereitgestellt werden können, wird in Abschnitt 4.4.6 erläutert.

#### 4.4.1 Vorverarbeitung

Zu den im Folgenden erläuterten Vorverarbeitungsschritten zählt zum einen der Übergang von den Vektormodellen der Referenzgebäude auf Rasterdaten, wodurch eine schnellere Verarbeitung möglich wird (Abschnitt 4.4.1.1). Zum anderen umfassen diese die Extraktion von Bereichen, die für die Schadensanalyse von Interesse sind (Abschnitt 4.4.1.2). Den dritten Vorverarbeitungsschritt bildet die Bestimmung der Oberflächeneigenschaften in den relevanten Bereichen der Schadensdaten, wobei ebene und unebene Bereiche unterschieden werden (Abschnitt 4.4.1.3).

##### 4.4.1.1 Vereinfachung der geometrischen Modelle intakter Gebäude

Der erste Schritt der nötigen Vorverarbeitung der Referenzdaten – die Konvertierung der Gebäudegrundflächen in Rasterdaten – wurde bereits in Abschnitt 4.2.1 beschrieben. Für die detaillierte Schadensanalyse ist es nun nötig, die einzelnen Dachflächen ebenfalls in ein solches regelmäßiges Raster zu interpolieren, wozu diese zunächst durchnummeriert werden. Rasterzellen, deren Mittelpunkte derselben Dachfläche angehören, erhalten identische Werte, nämlich die Kennzeichnung der entsprechenden Dachfläche. Flächen mit einer Größe kleiner der angenommenen Mindestgröße für Dachflächen (in dieser Arbeit  $3 \times 3 \text{ m}^2$ , vgl. auch Abschnitt 3.2.1) werden gesondert markiert, da sie unregelmäßige Oberflächenstrukturen repräsentieren, die durch Störobjekte (z. B. Dachgauben) hervorgerufen werden können. Diese können auch in den Schadensdaten auftreten, ohne dass es sich dabei um beschädigte Bereiche handeln muss. Auf diese Weise ergibt sich eine Menge von Segmenten  $\mathcal{R}_{vor}$ , die größere Dachflächen repräsentieren, sowie eine Menge von Pixeln  $\mathcal{U}_{vor}$ , die keiner dieser Flächen angehören und somit Bereiche mit unebener Oberfläche darstellen. Außerdem wird für jede Fläche  $\mathcal{R}_{vor,j}$  die Gleichung bestimmt, welche die Lage der zugehörigen Ebene im Raum beschreibt.

Befinden sich in der direkten Umgebung eines Gebäudes Treppenauf- und -abgänge, Mauern oder ähnliche Objekte und sind diese im Referenzdatensatz enthalten, so sollte für diese ebenso vorgegangen werden. In diesem Fall gehören zu der Menge der Segmente  $\mathcal{R}_{vor}$  nicht nur Dachflächen, sondern auch ebene Flächen, die diese Objekte repräsentieren und größer als eine gewisse Mindestgröße sind.

##### 4.4.1.2 Extraktion relevanter Bereiche für die Schadensanalyse

Die Bereiche, die für die Schadensanalyse relevant sind, umfassen neben den Bereichen, in denen vor der Katastrophe Gebäude standen, gewisse Umgebungen dieser Bereiche. Erstere liegen als Grundflächen der Referenzgebäude direkt vor (vgl. Abschnitt 4.2.1). Damit die Veränderungen außerhalb der ursprünglichen Grundfläche der Gebäude in der Schadensinterpretation ebenfalls berücksichtigt werden können, werden zunächst Pufferzonen um die Referenzgebäude generiert, innerhalb derer später die geometrischen Veränderungen analysiert werden. Da ein Gebäude maximal umkippen kann, wird davon ausgegangen, dass Gebäudeteile oder Trümmer, die durch das Einstürzen des Gebäudes verursacht werden, maximal innerhalb eines Abstands  $h_{max,Geb_i}$  von der ursprünglichen Gebäudegrundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  entfernt auftreten, wobei  $h_{max,Geb_i}$  die maximale Höhe des Referenzgebäudes darstellt. Abbildung 29 veranschaulicht diesen Zusammenhang. Es wird somit die Annahme getroffen, dass es ausreicht, Änderungen innerhalb einer Pufferzone mit einem Abstand  $h_{max,Geb_i}$  um die ursprüngliche Gebäudegrundfläche zu betrachten.

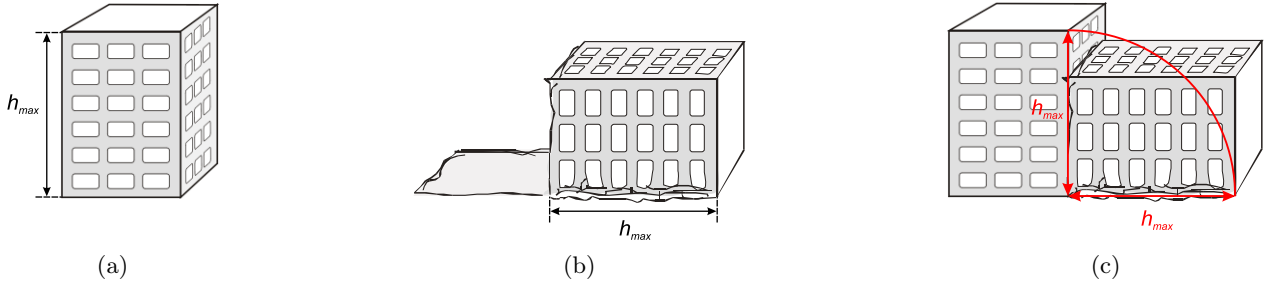


Abbildung 29: Ableitung der Größe der Pufferzone; (a) Ursprungsgebäude mit Höhe  $h_{max}$ ; (b) Gebäudeumsturz mit einer Ausdehnung bis zur maximalen Entfernung  $h_{max}$  von der ursprünglichen Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor}$ ; (c) Überlagerung von Referenzgebäude und umgestürztem Gebäude.

Neben der Höhe des Referenzgebäudes hängt die Pufferzonengenerierung auch von der Orientierung des Referenzgebäudes ab. Diese ist identisch mit der Hauptachsenrichtung der Gebäudegrundfläche und kann mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse bestimmt werden. Sie entspricht der Richtung der Gerade, welche die Summe der mittleren quadratischen Abstände zwischen den einbezogenen Punkten und ihrer orthogonalen Projektion auf diese Gerade minimiert (Duda et al., 2001; Bishop, 2006). Die Bestimmung der Hauptachsenrichtung basiert auf der Streumatrix  $\mathbf{S}$ , die folgendermaßen definiert ist:

$$\mathbf{S} = \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}) (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}})^T = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})^2 & \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})(r_j - \bar{r}) \\ \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})(r_j - \bar{r}) & \sum_{j=1}^n (r_j - \bar{r})^2 \end{pmatrix} \quad (28)$$

Hierbei steht  $n$  für die Anzahl der Pixel, die der ursprünglichen Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  des betrachteten Gebäudes  $i$  angehören. Der Spaltenvektor  $\mathbf{x}_j$  enthält die Koordinaten  $c_j$  und  $r_j$  des jeweils betrachteten Pixels  $\mathcal{P}_j$ . Der Spaltenvektor  $\bar{\mathbf{x}}$  setzt sich aus den arithmetischen Mittelwerten  $\bar{c}$  und  $\bar{r}$  der Pixelkoordinaten aller zu dem betrachteten Gebäude gehörenden Pixel zusammen.

Die Hauptachsenrichtung des Gebäudes ergibt sich dann als der zum größten Eigenwert der Streumatrix  $\mathbf{S}$  gehörende Eigenvektor (Duda et al., 2001; Bishop, 2006). Auf die Bestimmung der Eigenwerte und Eigenvektoren einer symmetrischen Matrix soll hier nicht eingegangen werden. Es wird hierfür auf die Fachliteratur verwiesen (z. B. Bronstein et al., 2001).

Anstelle der Streumatrix  $\mathbf{S}$  kann auch die empirische Kovarianzmatrix  $\mathbf{C}$  als Grundlage für die Eigenvektorbestimmung verwendet werden, da gilt:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})^2 & \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})(r_j - \bar{r}) \\ \sum_{j=1}^n (c_j - \bar{c})(r_j - \bar{r}) & \sum_{j=1}^n (r_j - \bar{r})^2 \end{pmatrix} = \frac{1}{n-1} \mathbf{S} \quad (29)$$

Aufgrund der Normierung der Eigenvektoren auf die Länge 1 bleiben diese erhalten, wenn eine Matrix mit einem konstanten Faktor  $k$  multipliziert wird. Dies gilt nicht für den Betrag der Eigenwerte. Diese müssen vielmehr ebenfalls mit dem Faktor  $k$  multipliziert werden. In dem vorliegenden Fall gilt  $k = 1/(n-1)$ . Für  $n > 1$  folgt somit  $k > 0$ , was bedeutet, dass die Ordnung der Eigenwerte nach ihrer Größe, die durch die  $\leq$ -Beziehung festgelegt wird, erhalten bleibt.

Für den ermittelten Eigenvektor kann der Richtungswinkel  $\alpha_{Geb_i}$  berechnet werden, der als im Uhrzeigersinn gemessener Winkel zwischen einer Parallelen zur  $c$ -Achse durch den Anfangspunkt des Vektors und dem Vektor selbst definiert ist (vgl. Abbildung 30). Dieser Richtungswinkel  $\alpha_{Geb_i}$  stellt gleichzeitig

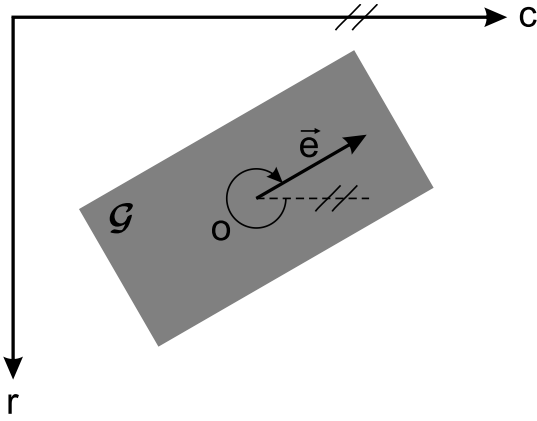


Abbildung 30: Zusammenhang zwischen dem Bildkoordinatensystem, dem zum größten Eigenwert gehörenden Eigenvektor  $\vec{e}$  des Gebäudes mit der Grundfläche  $\mathcal{G}$  sowie der Gebäudeorientierung  $o$ .

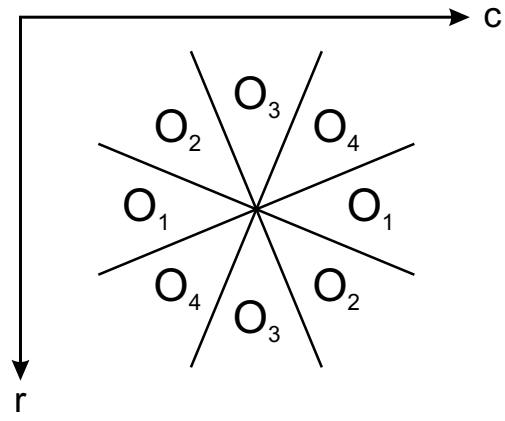


Abbildung 31: Übersicht über die Aufteilung der Gebäudeorientierungsklassen  $O_1 - O_4$ .

die Gebäudeorientierung dar. Entsprechend seiner Gebäudeorientierung wird jedes Gebäude einer von vier Orientierungsklassen  $O_1 - O_4$  zugeordnet (vgl. Abbildung 31):

$$\begin{array}{l}
 O_1: \quad o_{Geb_i} < -157.5^\circ \quad \vee \quad -22.5^\circ \leq o_{Geb_i} < 22.5^\circ \quad \vee \quad o_{Geb_i} \geq 157.5^\circ \\
 O_2: \quad 22.5^\circ \leq o_{Geb_i} < 67.5^\circ \quad \vee \quad -157.5^\circ \leq o_{Geb_i} < -112.5^\circ \\
 O_3: \quad 67.5^\circ \leq o_{Geb_i} < 112.5^\circ \quad \vee \quad -112.5^\circ \leq o_{Geb_i} < -67.5^\circ \\
 O_4: \quad 112.5^\circ \leq o_{Geb_i} < 157.5^\circ \quad \vee \quad -67.5^\circ \leq o_{Geb_i} < -22.5^\circ
 \end{array}$$

Die Pufferzonengenerierung basiert auf mathematischer Morphologie. Es werden hierfür Dilatationen auf ein Bild angewandt, das die Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  des Referenzgebäudes enthält. Die Anzahl durchgeführter Dilatation hängt von der maximalen Gebäudehöhe  $h_{max,Geb_i}$  und der Orientierungsklasse  $O_m$  ab, der das Gebäude zugeordnet wurde. Wurde das Gebäude der Klasse  $O_1$  oder  $O_3$  zugeordnet, ist es also annähernd parallel zu einer der Koordinatenachsen ausgerichtet, so werden  $1/\Delta_d$  Dilatationen für jeden vollen Meter der maximalen Gebäudehöhe ausgeführt, wobei  $\Delta_d$  die Kantenlänge eines Bodenpixels darstellt. Die sich so ergebende Anzahl wird auf die nächstgrößere ganze Zahl aufgerundet. Somit gilt für die Gesamtzahl an Dilatationen  $n_{dilat}$  für Gebäude der Orientierungsklassen  $O_1$  und  $O_3$ :

$$n_{dilat} = \left\lceil \frac{h_{max,Geb_i}}{\Delta_d} + 1 \right\rceil \quad (30)$$

Gehört das Gebäude der Klasse  $O_2$  oder  $O_4$  an, so bedeutet dies, dass es ungefähr diagonal zu den Koordinatenachsen ausgerichtet ist. In diesem Fall muss die maximale Gebäudehöhe zunächst mit  $\sqrt{2}$  multipliziert werden. Die Anzahl durchzuführender Dilatationen  $n_{dilat}$  berechnet sich dann zu:

$$n_{dilat} = \left\lceil \frac{\sqrt{2} \cdot h_{max,Geb_i}}{\Delta_d} + 1 \right\rceil \quad (31)$$

Das für die Dilatationen verwendete strukturierende Element ist ebenfalls abhängig von der Orientierungsklasse, der das Gebäude zugeordnet wird. So wird für die Orientierungsklassen  $O_1$  und  $O_3$  ein Quadrat der Größe  $3 \times 3$  Pixel verwendet, während für die Orientierungsklassen  $O_2$  und  $O_4$  eine Raute gleicher Größe eingesetzt wird (Soille, 1998).

Auf diese Weise werden Pufferzonen  $\mathcal{B}_{ges}$  um die Gesamtgebäude generiert. Stehen zwei Gebäude nah beieinander, so ist es möglich, dass sich die Pufferzonen beider Gebäude überlappen. Die Bereiche einander überlappender Pufferzonen werden speziell markiert (Abbildung 32a), da sie bei der Merkmalsextraktion zum Teil besonders behandelt werden müssen (vgl. Abschnitt 4.4.3). Die Pufferzone eines Gebäudes kann allerdings nicht die Grundfläche eines anderen Gebäudes umfassen.

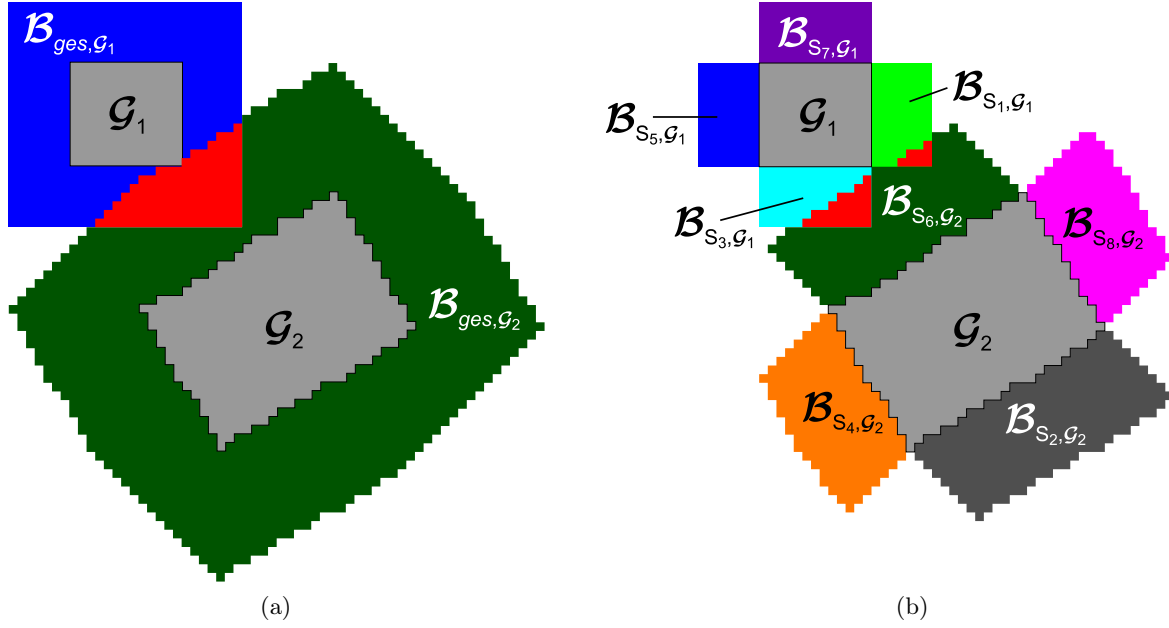


Abbildung 32: Beispiel für die generierten Pufferzonen zweier Referenzgebäude mit den Grundflächen  $\mathcal{G}_1$  (Orientierungsklasse  $O_1$ ) bzw.  $\mathcal{G}_2$  (Orientierungsklasse  $O_4$ ); (a) Pufferzonen um Gesamtgebäude (hellgrau: Grundflächen der Gebäude  $\mathcal{G}_1$  und  $\mathcal{G}_2$ , blau: Pufferzone  $\mathcal{B}_{ges,\mathcal{G}_1}$  um  $\mathcal{G}_1$ , grün: Pufferzone  $\mathcal{B}_{ges,\mathcal{G}_2}$  um  $\mathcal{G}_2$ , rot: Überlappungsbereich der beiden Pufferzonen); (b) Seitenpufferzonen (hellgrau: Grundflächen der Gebäude  $\mathcal{G}_1$  und  $\mathcal{G}_2$ , hellgrün:  $\mathcal{B}_{S_1,\mathcal{G}_1}$ , dunkelgrün:  $\mathcal{B}_{S_2,\mathcal{G}_2}$ , türkis:  $\mathcal{B}_{S_3,\mathcal{G}_1}$ , orange:  $\mathcal{B}_{S_4,\mathcal{G}_2}$ , blau:  $\mathcal{B}_{S_5,\mathcal{G}_1}$ , dunkelgrün:  $\mathcal{B}_{S_6,\mathcal{G}_2}$ , violett:  $\mathcal{B}_{S_7,\mathcal{G}_1}$ , magenta:  $\mathcal{B}_{S_8,\mathcal{G}_2}$ , rot: Überlappungsbereich mehrerer Seitenpufferzonen).

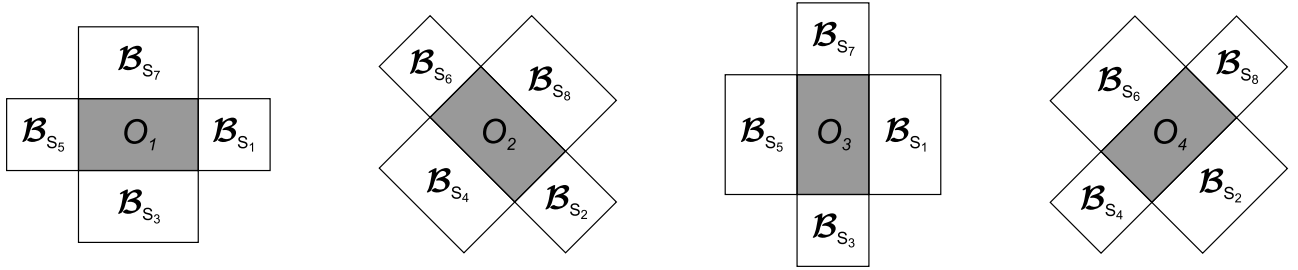


Abbildung 33: Überblick über den Zusammenhang zwischen den Gebäudeorientierungsklassen und der Aufteilung der zugehörigen Seitenpufferzonen.

Neben den Pufferzonen um die Gesamtgebäude werden für jedes Gebäude noch vier Seitenpufferzonen  $\mathcal{B}_{S_j}$  erzeugt. Diese bedecken jeweils nur den Bereich entlang einer bestimmten Seite des Gebäudes. Die Aufteilung der Seitenpufferzonen hängt wiederum von der Gebäudeorientierung ab. Ihre Indizierung erfolgt gemäß Abbildung 33. Die Generierung erfolgt ebenfalls durch das Anwenden mehrerer Dilatationen auf ein Bild, das die Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  des betrachteten Referenzgebäudes als Vordergrund enthält. Die Anzahl durchzuführender Dilatationen ergibt sich für die Orientierungsklassen  $O_1$  und  $O_3$  aus Gleichung (30). Für die Klassen  $O_2$  und  $O_4$  gilt hingegen:

$$n_{dilat} = \left\lfloor \frac{h_{max,Geb_i}}{\sqrt{2} \cdot \Delta_d} + 1 \right\rfloor \quad (32)$$

Auch die strukturierenden Elemente hängen wieder von der Orientierungsklasse ab, der das betrachtete Gebäude zugeordnet ist. Im Falle der Orientierungsklassen  $O_1$  oder  $O_3$  werden die strukturierenden Elemente in Abbildung 34 eingesetzt, um die Seitenpufferzonen  $\mathcal{B}_{S_1}$ ,  $\mathcal{B}_{S_3}$ ,  $\mathcal{B}_{S_5}$  und  $\mathcal{B}_{S_7}$  zu bestimmen. Die dunkelgrau markierten Pixel werden der Pufferzone  $\mathcal{B}_{S_j,\mathcal{G}_{vor,i}}$  der aktuell betrachteten Seite dabei zugewiesen, sofern sie identisch null sind, alle hellgrau gekennzeichneten Pixel entweder der Grundfläche



Abbildung 34: Strukturierende Elemente für die Erzeugung der Seitenpufferzonen im Falle der Gebäudeorientierungsklassen  $O_1$  oder  $O_3$ .

$\mathcal{G}_{vor,i}$  oder der entsprechenden Seitenpufferzone  $\mathcal{B}_{S_j, \mathcal{G}_{vor,i}}$  des betrachteten Gebäudes angehören und des Weiteren eine der beiden folgenden Bedingungen erfüllt ist:

- Mindestens zwei der dunkelgrau markierten Pixel haben den Wert Null oder gehören bereits der aktuell erzeugten Seitenpufferzone  $\mathcal{B}_{S_j, \mathcal{G}_{vor,i}}$  an.
- Sowohl das obere als auch das untere ( $\mathcal{B}_{S_1}$  und  $\mathcal{B}_{S_5}$ ) bzw. sowohl das linke als auch das rechte ( $\mathcal{B}_{S_3}$  und  $\mathcal{B}_{S_7}$ ) dunkelgrau gekennzeichnete Pixel gehört der Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  des Referenzgebäudes an und das mittlere dunkelgrau markierte Pixel ist gleich null.

Die strukturierenden Elemente, die für die Generierung der Seitenpufferzonen  $\mathcal{B}_{S_2}$ ,  $\mathcal{B}_{S_4}$ ,  $\mathcal{B}_{S_6}$  und  $\mathcal{B}_{S_8}$  im Falle der Orientierungsklassen  $O_2$  bzw.  $O_4$  zum Einsatz kommen, sind in Abbildung 35 dargestellt. In diesem Fall werden alle dunkelgrau markierten Pixel, die der aktuell erzeugten Seitenpufferzone  $\mathcal{B}_{S_j, \mathcal{G}_{vor,i}}$  noch nicht angehören, dieser zugeordnet, sofern die beiden folgenden Bedingungen erfüllt sind:

- Alle hellgrau gekennzeichneten Pixel gehören entweder der Seitenpufferzone  $\mathcal{B}_{S_j, \mathcal{G}_{vor,i}}$  der betrachteten Seite oder der Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  des Gebäudes selbst an.
- Mindestens zwei der dunkelgrau markierten Pixel haben den Wert Null oder gehören bereits der Pufferzone  $\mathcal{B}_{S_j, \mathcal{G}_{vor,i}}$  der momentan betrachteten Seite an.

Die schwarz eingefärbten Pixel werden dann ebenfalls der entsprechenden Seitenpufferzone zugewiesen. Ein Beispiel für die so erzeugten Seitenpufferzonen enthält Abbildung 32b.

Das beschriebene Verfahren zur Bestimmung der Gebäudeorientierung liefert gute Ergebnisse, sofern jedes Gebäude eine erkennbare Vorzugsrichtung besitzt. Für annähernd quadratische Gebäude werden hingegen teilweise keine optimalen Ergebnisse erzielt. So wird das Gebäude in Abbildung 36 beispielsweise der Orientierungsklasse  $O_4$  zugeordnet. Es ist ersichtlich, dass es für die Generierung der Pufferzonen geeigneter wäre, wenn das Gebäude der Orientierungsklasse  $O_1$  oder  $O_3$  zugeordnet würde. Da dieses Problem auftritt, wenn die beiden Eigenwerte der Streumatrix  $\mathbf{S}$  ungefähr gleich groß sind, wird ein weiterer Verarbeitungsschritt zur Überprüfung der gewählten Orientierungsklasse durchgeführt, wenn das Verhältnis des kleineren zum größeren Eigenwert den Wert 0.8 überschreitet.

Hierfür wird zunächst der Flächeninhalt  $A_{MER_{orig}}$  des minimal einschließenden Rechtecks<sup>14</sup>  $MER_{orig}$  des Gebäudesegments  $\mathcal{G}_{vor,i}$  berechnet, wobei die Kanten dieses Rechtecks parallel zu den Koordinatenachsen sind (vgl. Abbildung 36c). Anschließend werden die Koordinaten der Pixel, die dem Gebäu-

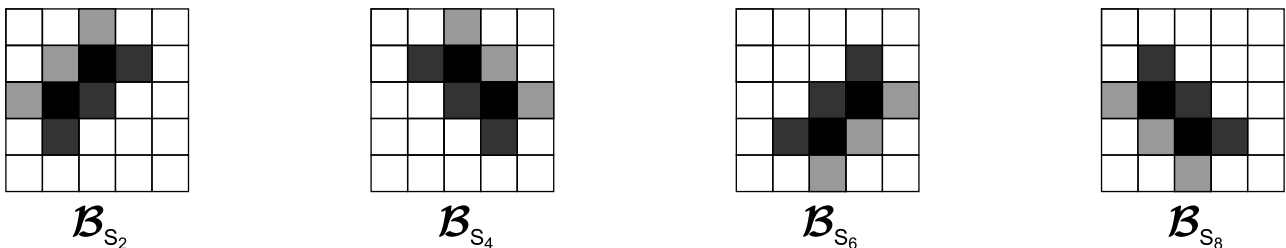


Abbildung 35: Strukturierende Elemente für die Erzeugung der Seitenpufferzonen im Falle der Gebäudeorientierungsklassen  $O_2$  oder  $O_4$ .

<sup>14</sup>Alternativ ist in der Literatur auch die Bezeichnung *minimal umschließendes Rechteck* gebräuchlich.

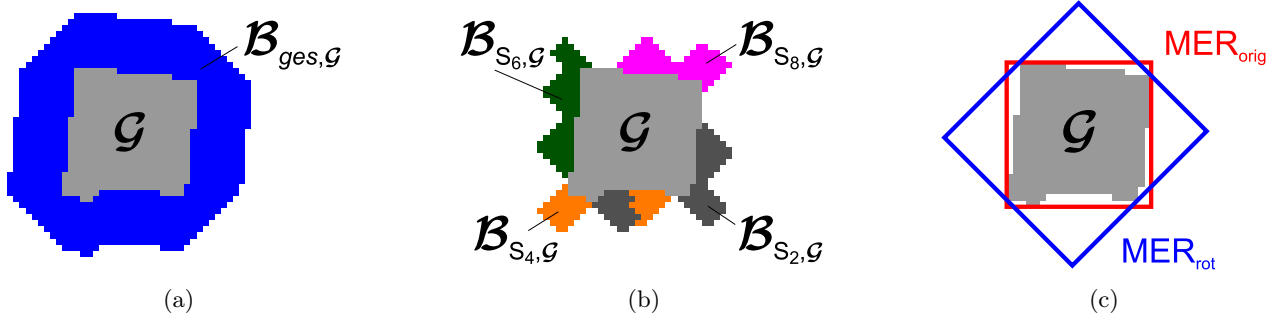


Abbildung 36: (a), (b) Beispiel für die nicht optimale Generierung der Pufferzonen bei einem Gebäude mit annähernd quadratischem Grundriss; (c)  $MER_{orig}$  und  $MER_{rot}$  dieses Gebäudes.

desegment angehören, in ein um  $45^\circ$  gedrehtes Koordinatensystem transformiert. In diesem wird dann ebenfalls der Flächeninhalt  $A_{MER_{rot}}$  des minimal einschließenden Rechtecks  $MER_{rot}$  berechnet, dessen Seiten parallel zu den Koordinatenachsen des gedrehten Systems verlaufen. Gilt  $A_{MER_{orig}} < A_{MER_{rot}}$  und wurde das Gebäude der Orientierungsklasse  $O_1$  oder  $O_3$  zugeordnet, so war die Entscheidung richtig. Gleiches gilt, wenn das Gebäude der Orientierungsklasse  $O_2$  oder  $O_4$  angehört und sich  $A_{MER_{orig}} > A_{MER_{rot}}$  ergibt. Gehört das Gebäude allerdings der Orientierungsklasse  $O_1$  oder  $O_3$  an und gilt  $A_{MER_{orig}} > A_{MER_{rot}}$ , so muss die Entscheidung für die Orientierungsklasse revidiert werden. Das Gebäude wird daher nach der folgenden Regel der Orientierungsklasse  $O_2$  oder  $O_4$  zugeordnet:

$$\begin{aligned} O_2: & 0^\circ \leq o_{Geb_i} < 90^\circ \vee -180^\circ \leq o_{Geb_i} < -90^\circ \\ O_4: & 90^\circ \leq o_{Geb_i} < 180^\circ \vee -90^\circ \leq o_{Geb_i} < 0^\circ \end{aligned}$$

Analog wird das Gebäude der Klasse  $O_1$  oder  $O_3$  zugewiesen, wenn der Flächeninhalt des minimal einschließenden Rechtecks im ursprünglichen System kleiner ist als der im gedrehten System und das Gebäude zunächst der Orientierungsklasse  $O_2$  oder  $O_4$  zugewiesen wurde:

$$\begin{aligned} O_1: & o_{Geb_i} < -135^\circ \vee -45^\circ \leq o_{Geb_i} < 45^\circ \vee o_{Geb_i} \geq 135^\circ \\ O_3: & -135^\circ \leq o_{Geb_i} < -45^\circ \vee 45^\circ \leq o_{Geb_i} < 135^\circ \end{aligned}$$

Die Generierung der Pufferzonen erfolgt dann wie oben beschrieben.

#### 4.4.1.3 Bestimmung der Oberflächeneigenschaften aus den Schadensdaten

Die Struktur der Oberfläche spielt bei der Modellierung sowohl intakter als auch eingestürzter Gebäude eine wichtige Rolle (vgl. Abschnitte 3.2 und 3.3). Außerdem basieren viele der Merkmale, die entscheidend zur Identifizierung der Schadensbilder beitragen, auf der Erkennbarkeit bzw. Veränderung größerer ebener Flächen. Daher werden solche homogene, ebene Regionen mit einer Mindestgröße zunächst aus den Schadensdaten extrahiert.

Hierfür kann das in Abschnitt 4.3.1 beschriebene Flächenwachstumsverfahren eingesetzt werden, indem es auf ein Last-Echo-nDOM angewandt wird, das aus nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten abgeleitet wird. Die Vegetation sollte in diesem Last-Echo-nDOM bereits eliminiert sein, wofür eines der in Abschnitt 4.2.2 beschriebenen Verfahren verwendet werden kann. Da im Folgenden nur Änderungen innerhalb der Grundflächen und Pufferzonen der Referenzgebäude analysiert werden, genügt es, das Verfahren auf diese Bereiche anzuwenden. Somit verliert auch der Nachteil des zeitaufwendigen Homogenitätsprädikats bei großen Flächen an Bedeutung, da die Größe der extrahierten Flächen schon durch die Einschränkung der Untersuchung auf diese Bereiche begrenzt wird.

Eine andere Möglichkeit für die Bestimmung der relevanten ebenen Flächen, die sich bietet, wenn zuvor Vektormodelle der betroffenen Gebäude mit dem in Abschnitt 4.3 beschriebenen Verfahren generiert wurden, ist die Verwendung der dabei im Zuge der rasterbasierten Flächensegmentierung erzielten Ergebnisse (vgl. Abschnitt 4.3.1). Mithilfe der Grundflächen und Pufferzonen der Referenzgebäude können aus der Gesamtheit der ebenen Flächen die relevanten ausgewählt werden.

Die resultierenden Flächensegmente werden im Folgenden mit  $\mathcal{R}_{nach}$  bezeichnet, die unsegmentierten Pixel, die Bereiche mit unebener Oberfläche repräsentieren, mit  $\mathcal{U}_{nach}$ .



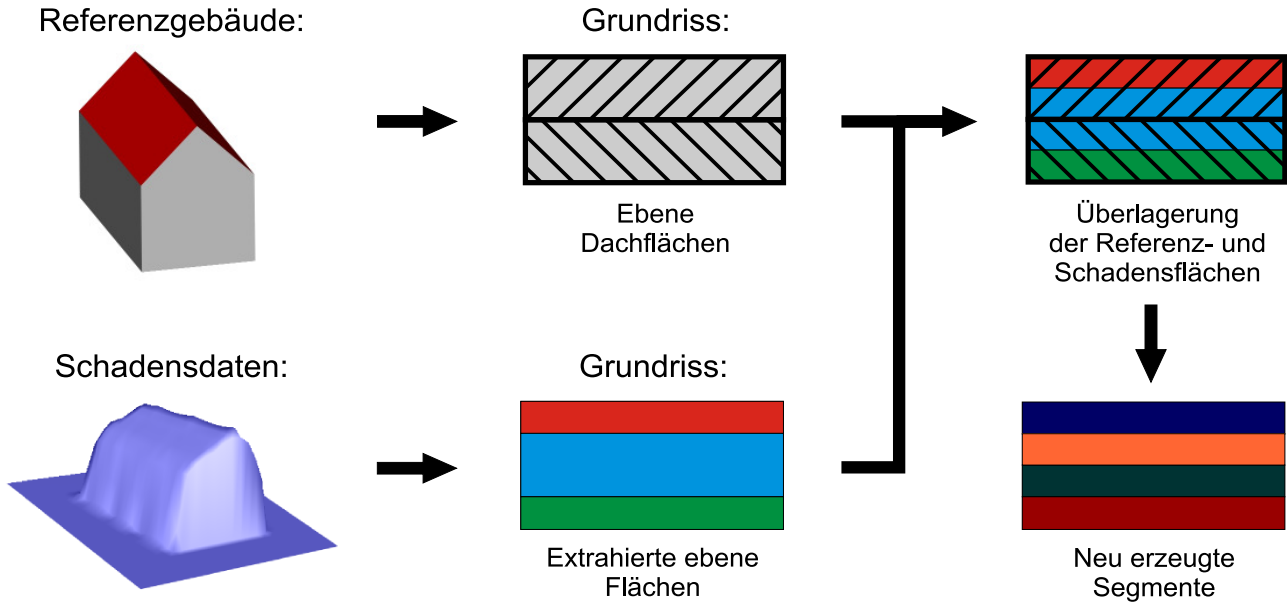


Abbildung 37: Vereinfachte schematische Darstellung des Ablaufs der Segmentgenerierung für ebene Oberflächen.

#### 4.4.2 Generierung von Segmenten

Die Generierung der Segmente basiert auf der Überlagerung von Referenz- und Schadensdaten. Es werden hierfür die in ein Raster interpolierten Dachflächen der Referenzgebäude sowie deren Störungen (vgl. Abschnitt 4.4.1.1) mit den aus den Schadensdaten extrahierten ebenen Flächen und unebenen Bereichen (vgl. Abschnitt 4.4.1.3) überlagert und logisch miteinander verknüpft. Dabei werden zwei Fälle unterschieden:

- Sowohl in den Referenz- als auch in den Schadensdaten liegt eine ebene Fläche vor, die größer als eine vorgegebene Mindestgröße ist.
- Zu mindestens einem Zeitpunkt liegt keine ebene Fläche vor, die größer als eine vorgegebene Mindestgröße ist (unsegmentierte Pixel).

Das Vorgehen für ersteren der beiden Fälle ist in Abbildung 37 vereinfacht dargestellt. Die ebenen Flächen des Referenzzeitpunkts  $\mathcal{R}_{vor}$  werden mit den aus den Schadensdaten extrahierten ebenen Flächen  $\mathcal{R}_{nach}$  überlagert und so miteinander verknüpft (verschnitten), dass neu generierte Segmente  $\mathcal{S}_{eb}$  entstehen, von denen jedes genau einer Referenz- und einer Schadensfläche zugeordnet ist:

$$\mathcal{S}_{eb,k} = \mathcal{R}_{vor,i} \cap \mathcal{R}_{nach,j} \quad (33)$$

Besteht dieses Segment aus mehreren nicht zusammenhängenden Teilen, so wird es in mehrere Segmente aufgespalten. Die so erzeugten Segmente repräsentieren sowohl in den Referenz- als auch in den Schadensdaten Bereiche mit ebener Oberfläche, weshalb sie im Folgenden als *Segmente mit ebener Oberfläche* bezeichnet werden.

Im zweiten Fall wird ein zweistufiges Verfahren durchgeführt. Zunächst werden ebenfalls die ebenen Flächensegmente sowie die Bereiche mit unebener Oberfläche, die aus den Schadensdaten extrahiert wurden, mit denen der Referenzdaten überlagert und logisch verknüpft. Auf diese Weise ergeben sich neben den Segmenten mit ebener Oberfläche  $\mathcal{S}_{eb}$  Pixel  $\mathcal{P}_{uneb}$ , die zu mindestens einem Zeitpunkt keiner ebenen Fläche angehören:

$$\mathcal{P}_{uneb} = (\mathcal{U}_{vor} \cap \mathcal{R}_{nach}) \cup (\mathcal{R}_{vor} \cap \mathcal{U}_{nach}) \cup (\mathcal{U}_{vor} \cap \mathcal{U}_{nach}) \quad (34)$$

Anschließend werden benachbarte Pixel mithilfe eines Flächenwachstumsverfahrens ausgehend von einem solchen Pixel  $\mathcal{P}_{uneb,i}$  zu größeren Segmenten  $\mathcal{S}_{uneb}$  zusammengefasst. Es erfolgt also eine Clusterbildung. Da diese Segmente Bereiche mit unebener Oberfläche repräsentieren, werden sie im Folgenden als *Segmente mit unebener Oberfläche* bezeichnet. Dieser Vorgang ist in Abbildung 38 veranschaulicht.

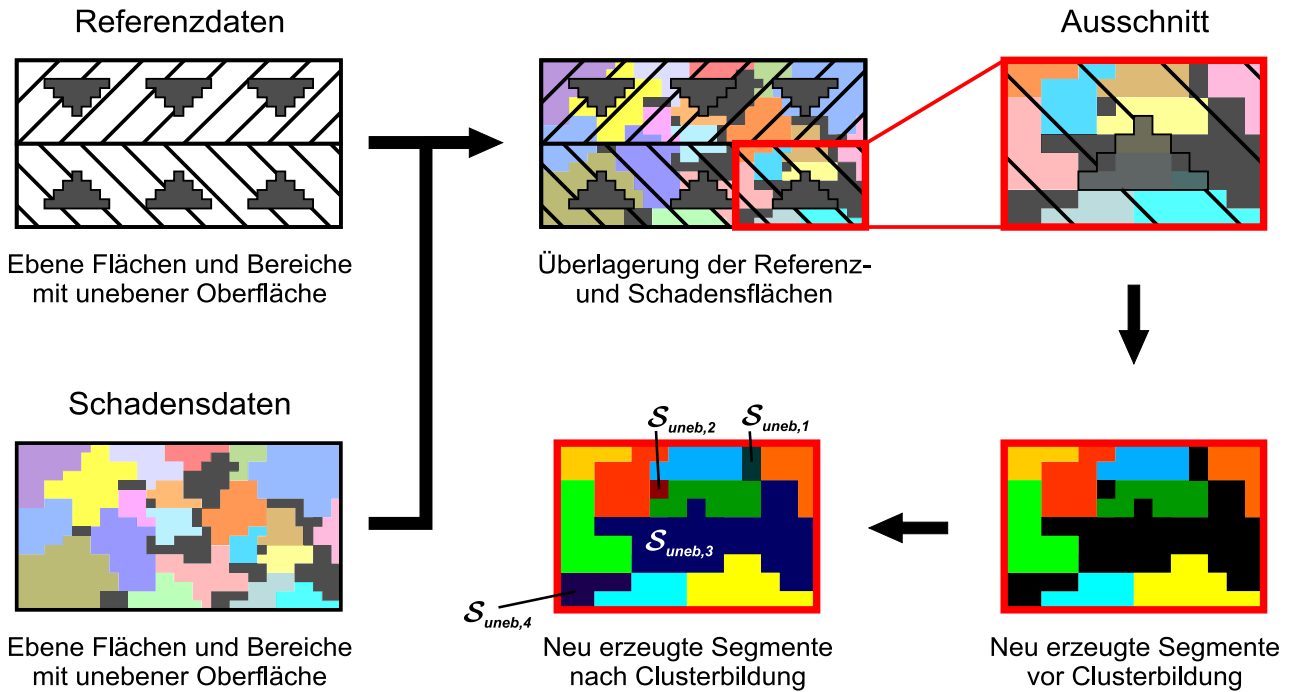


Abbildung 38: Vereinfachte schematische Darstellung des Ablaufs der Segmentgenerierung für ebene und unebene Oberflächen (grau:  $U_{vor}$  und  $U_{nach}$ ; schraffiert:  $R_{vor}$ ; helle Farben:  $R_{nach}$ ; schwarz:  $P_{uneb}$ ; intensive Farben (hell):  $S_{eb}$ ; intensive Farben (dunkel):  $S_{uneb}$ ).

In den Randbereichen von Gebäuden oder größeren Flächen entstehen häufig kleine Segmente. Um diese zu eliminieren, wird zunächst die durchschnittliche Größe der Segmente eines Gebäudes bestimmt. Anschließend werden alle Segmente, mit einem Flächeninhalt von weniger als 20 % dieser durchschnittlichen Segmentgröße dem jeweils größten benachbarten Segment zugeordnet. Erfolgt die Zuordnung zu einem Segment mit ebener Oberfläche, so werden die Pixel des zugeordneten Segments bei der Bestimmung der Merkmale nicht berücksichtigt. Im Gegensatz dazu gehen diese Bereiche in die Merkmalsbestimmung mit ein, wenn das Segment einem Segment mit unebener Oberfläche zugeordnet wird. Auf diese Weise werden kleine Segmente, die sich z. B. entlang des Firsts eines unveränderten Satteldachs ergeben, eliminiert und im weiteren Verlauf nicht mehr betrachtet, während in Bereichen mit unebener Oberfläche auch kleine Segmente erhalten bleiben, da die durchschnittliche Segmentgröße des Gebäudes dann ebenfalls kleiner ist.

#### 4.4.3 Merkmalsextraktion

In diesem Abschnitt wird die Bestimmung der Merkmale beschrieben, die im Rahmen des darauf folgenden Klassifizierungsprozesses für die Zuordnung der Segmente zu den verschiedenen Schadensbildern genutzt werden. Es wird dabei mit der Erläuterung der Merkmale begonnen, die für Segmente mit ebener Oberfläche extrahiert werden können (Abschnitt 4.4.3.1), bevor auf die Merkmale der Segmente mit unebener Oberfläche eingegangen wird (Abschnitt 4.4.3.2). Anschließend werden die Merkmale vorgestellt, welche die Eigenschaften eines Gebäudes als Ganzes charakterisieren (Abschnitt 4.4.3.3). Abschließend werden noch die Merkmale präsentiert, die nur dann bestimmt werden können, wenn zusätzlich zu den Höhendaten Multispektraldaten verfügbar sind (Abschnitt 4.4.3.4). Die Merkmale sind im Folgenden ebenso kursiv gekennzeichnet wie die unterschiedenen Schadensbilder.

Es sei darauf hingewiesen, dass die charakteristischen geometrischen Merkmale, die für eingestürzte Gebäude im Rahmen des Schadensklassifikationsschemas festgelegt wurden (vgl. Abschnitt 2.5.2), nicht eins zu eins auf die Bildebene transferierbar sind. Daher können die in diesem Abschnitt beschriebenen Merkmale nicht alle in gleicher Weise in den Beschreibungen in Kapitel 3 gefunden werden. Dies liegt zum einen daran, dass die in Kapitel 3 beschriebenen Merkmale zum Teil eng mit anderen Größen korreliert sind, die für die praktische Identifizierung der Schadensbilder besser geeignet erscheinen.

So sind z. B. die *mittlere Höhendifferenz* und die *Volumenreduktion* direkt proportional zueinander. Zum anderen erscheint es nötig, einige zusätzliche Merkmale zu verwenden, um die Eigenschaften der Schadensbilder zu beschreiben. So ist z. B. für die Bestimmung der Volumenänderung im Sinne des Schadensklassifikationsschemas von Schweier und Markus (2006a) und der damit verbundenen Auswertung des Schadenskatalogs die Volumenzunahme in der Pufferzone um das Gesamtgebäude nötig, da bei der Auswertung des Schadenskatalogs davon ausgegangen wurde, dass ein umgestürztes Gebäude annähernd das gleiche Volumen hat wie das Gebäude vor dem Umsturz, nur dass es sich nun an einer anderen Stelle befindet. Dies kann durch die ausschließliche Analyse der Volumenänderung innerhalb der ursprünglichen Grundfläche nicht festgestellt werden. Dafür werden die Eigenschaften der Trümmerstruktur außerhalb der Grundfläche momentan vernachlässigt, da sie zunächst als nicht so charakteristisch angesehen wurden wie die restlichen Merkmale. Diese können im Rahmen zukünftiger Arbeiten noch in das Verfahren integriert werden.

In den mathematischen Formulierungen steht  $|\mathcal{A}_i|$  für die Anzahl der Pixel, die dem Segment  $\mathcal{A}_i$  angehören, und  $\#\mathcal{A}$  für die Anzahl der Segmente  $\mathcal{A}_i$ , die  $\mathcal{A}$  umfasst. Die Kantenlänge eines Pixels am Boden wird mit  $\Delta_d$  bezeichnet.

#### 4.4.3.1 Merkmale für Segmente mit ebener Oberfläche

Bei der Beschreibung der Merkmale für die Segmente  $\mathcal{S}_{eb}$  mit ebener Oberfläche wird im Folgenden davon ausgegangen, dass das Segment  $\mathcal{S}_{eb,k}$  durch die Verknüpfung der Flächensegmente  $\mathcal{R}_{vor,i}$  und  $\mathcal{R}_{nach,j}$  entstand.

**Segmentgröße** Die *Größe eines Segments*  $A_{\mathcal{S}_{eb,k}}$  kann aus der Anzahl seiner Pixel und der Kantenlänge eines Pixels am Boden bestimmt werden. Es gilt:

$$A_{\mathcal{S}_{eb,k}} = \Delta_d^2 |\mathcal{S}_{eb,k}| \quad (35)$$

Ist ein Segment groß, so bedeutet dies, dass sich an dieser Stelle sowohl in den Referenz- als auch in den Schadensdaten ein größerer Bereich mit ebener Oberfläche befindet (homogene, ebene Regionen mit Mindestgröße, vgl. Abschnitt 3.2.2 und 3.3.2). Daraus wird geschlossen, dass es sich vermutlich um erhaltene oder noch großflächig zusammenhängende Dachflächen handelt (vgl. Tabelle 4), wie sie bei *Rutschflächen*, *Schichtungen* aller Art sowie *unveränderten* Gebäuden auftreten. Kleine Segmente deuten hingegen auf unebene Oberflächen hin, wie sie für die unterschiedlichen Arten von *Trümmerkegeln* oder einen (*abgetrennten*) *Gebäudeumsturz* typisch sind. Für die Identifizierung von *geneigten* bzw. *gestaffelten Schichtungen* kann mit diesem Merkmal keine Information gewonnen werden.

**Volumenreduktion** Die *Volumenreduktion*  $\Delta V_{\mathcal{S}_{eb,k}}$  eines Segments  $\mathcal{S}_{eb,k}$  ist in Tabelle 4 definiert als die Differenz der eingeschlossenen Volumina zu den beiden Zeitpunkten im Verhältnis zu dem eingeschlossenen Volumen zum Referenzzeitpunkt:

$$\Delta V_{\mathcal{S}_{eb,k}} = \frac{V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor} - V_{\mathcal{S}_{eb,k},nach}}{V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor}} \quad (36)$$

Zur Berechnung des Volumens  $V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor}$  zum Referenzzeitpunkt wird der Körper, der durch die zu der Dachfläche  $\mathcal{R}_{vor,i}$  gehörende Ebene, die Grundrissebene ( $z = 0$ ) sowie vertikale Trapeze entlang der Kanten des Segments  $\mathcal{S}_{eb,k}$  begrenzt wird, in Teilkörper zerlegt. Deren Grundfläche bildet jeweils eine Rasterzelle und deren obere Begrenzungsfläche stellt der zugehörige Teil der ebenen Dachfläche dar (vgl. Abbildung 39). Bei den Seitenflächen handelt es sich um vier Trapeze. Für das Volumen  $V_{el}$  eines solchen Körpers gilt (Bronstein et al., 2001, S. 157):

$$V_{el} = A_{el} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i}) = \Delta_d^2 z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i}) \quad (37)$$

Dabei handelt es sich bei  $z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i})$  um die Höhe, die für den zugehörigen Rastermittelpunkt  $\mathcal{P}_l$  mithilfe seiner Pixelkoordinaten und der Gleichung der zu der entsprechenden Dachfläche  $\mathcal{R}_{vor,i}$  gehörenden Ebene nach Gleichung (27) berechnet werden kann. Somit kann die Berechnung des Volumens

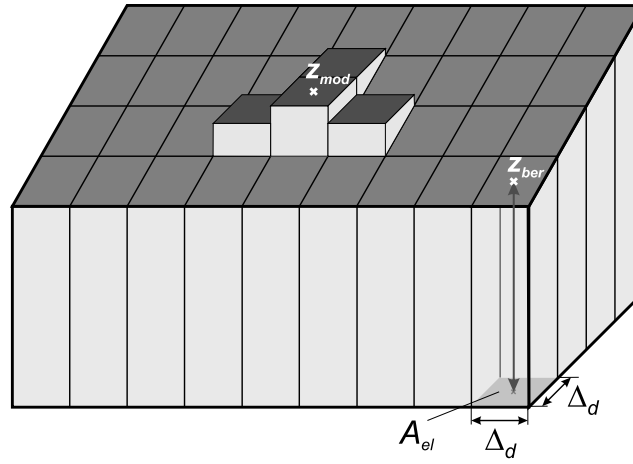


Abbildung 39: Zerlegung des Volumens in Volumenelemente.

vor der Katastrophe durch eine Summation über alle Pixel  $\mathcal{P}$  erfolgen, die zu dem betreffenden Segment  $\mathcal{S}_{eb,k}$  gehören. Für die Bestimmung des Volumens  $V_{\mathcal{S}_{eb,k},nach}$  kann analog vorgegangen werden. Der einzige Unterschied ist, dass anstelle der Gleichung der Dachflächenebene die der Ebene verwendet wird, die zu dem aus den Schadensdaten extrahierten Segment  $\mathcal{R}_{nach,j}$  gehört. Für  $V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor}$  und  $V_{\mathcal{S}_{eb,k},nach}$  gilt somit:

$$V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i}) \quad \text{und} \quad V_{\mathcal{S}_{eb,k},nach} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{nach,j}) \quad (38)$$

Die typischen Ausprägungen dieses Merkmals für die einzelnen Schadensbilder können der Übersicht in Anhang A.3 entnommen werden.

**Mittlere Höhendifferenz** Die *mittlere Höhendifferenz*  $\Delta \bar{h}_{\mathcal{S}_{eb,k}}$  eines Segments gibt an, um welchen Betrag sich seine mittlere Höhe zwischen den beiden Zeitpunkten verändert hat:

$$\Delta \bar{h}_{\mathcal{S}_{eb,k}} = \frac{V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor} - V_{\mathcal{S}_{eb,k},nach}}{A_{\mathcal{S}_{eb,k}}} \quad (39)$$

Sie wird für die Identifizierung der Schadensbilder eingesetzt, für welche die Volumenreduktion in der Übersicht in Anhang A.3 nicht in Prozent des ursprünglichen Volumens angegeben ist, sondern in der Einheit *Stockwerke* (z. B. *Rutschfläche, horizontale Schichtung eines Geschosses*). Die Bestimmung der Volumenreduktion in Stockwerken erfolgt durch den Vergleich der *mittleren Höhendifferenz* mit der Höhe eines Geschosses. Im Idealfall sollten die Geschosshöhen der einzelnen Gebäude hierfür in einer Datenbank vorliegen. Da dies in dieser Arbeit nicht der Fall ist, wird eine durchschnittliche Geschosshöhe von 2.50 m - 3.00 m angenommen. Beim Einsatz der *mittleren Höhendifferenz* als Merkmal für die Schadensklassifizierung muss beachtet werden, dass bei Schadensbildern wie einer *horizontalen Schichtung* eine gewisse mittlere Resthöhe erhalten sein muss, die sich als Differenz der mittleren Höhe zum Referenzzeitpunkt  $\bar{h}_{vor,\mathcal{S}_{eb,k}} = V_{\mathcal{S}_{eb,k},vor}/A_{\mathcal{S}_{eb,k}}$  und der *mittleren Höhendifferenz*  $\Delta \bar{h}_{\mathcal{S}_{eb,k}}$  ergibt.

**Höhenreduktion** Die *Höhenreduktion*  $h_{red,\mathcal{S}_{eb,k}}$  hängt eng mit dem in Tabelle 4 beschriebenen Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe und dem in der Zusammenstellung in Anhang A.3 angegebenen Höhenunterschied zusammen. Sie beschreibt die Abnahme der maximalen Höhe innerhalb des Segments  $\mathcal{S}_{eb,k}$  zwischen den beiden betrachteten Zeitpunkten in Bezug auf die maximale Höhe des Referenzzeitpunkts:

$$h_{red,\mathcal{S}_{eb,k}} = \frac{h_{max,vor,\mathcal{S}_{eb,k}} - h_{max,nach,\mathcal{S}_{eb,k}}}{h_{max,vor,\mathcal{S}_{eb,k}}} \quad (40)$$

Dabei gilt für die maximale Höhe  $h_{max,vor,S_{eb,k}}$ , die zum Referenzzeitpunkt innerhalb des Segments auftritt, und die maximale Höhe  $h_{max,nach,S_{eb,k}}$ , die in den Schadensdaten in diesem Bereich vorkommt:

$$h_{max,vor,S_{eb,k}} = \max_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i}) \quad \text{bzw.} \quad h_{max,nach,S_{eb,k}} = \max_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{nach,j}) \quad (41)$$

Die typischen Ausprägungen dieses Merkmals für die einzelnen Schadensbilder können der Übersicht in Anhang A.3 entnommen werden.

**Neigungsänderung** Die *Neigungsänderung*  $\Delta\alpha_{S_{eb,k}}$  eines Segments  $S_{eb,k}$  repräsentiert nach Tabelle 4 den Winkel, zwischen den Ebenen der Flächensegmente  $\mathcal{R}_{vor,i}$  (Dachfläche des Referenzgebäudes) und  $\mathcal{R}_{nach,j}$  (homogene, ebene Region in den Schadensdaten), aus deren Verknüpfung  $\mathcal{S}_{eb,k}$  entsteht. Wird mit  $\mathbf{n}_{vor}$  der Normalenvektor der Ebene bezeichnet, die zu dem Flächensegment des Referenzzeitpunkts  $\mathcal{R}_{vor,i}$  gehört, und mit  $\mathbf{n}_{nach}$  der Normalenvektor der Ebene, die für das Flächensegment  $\mathcal{R}_{nach,j}$  aus den Schadensdaten extrahiert wurde, so gilt für  $\Delta\alpha_{S_{eb,k}}$ :

$$\Delta\alpha_{S_{eb,k}} = \arccos \frac{\mathbf{n}_{vor} \mathbf{n}_{nach}}{|\mathbf{n}_{vor}| |\mathbf{n}_{nach}|} \quad (42)$$

Die Größen  $|\mathbf{n}_{vor}|$  und  $|\mathbf{n}_{nach}|$  im Nenner stellen die Länge der Vektoren dar. Die Einheit von  $\Delta\alpha_{S_{eb,k}}$  ist  $^\circ$ . Typische Ausprägungen dieses Merkmals für die einzelnen Schadensbilder finden sich wiederum in der Übersicht in Anhang A.3.

**Einander entsprechende Flächen** Durch die Bestimmung dieses Merkmals wird festgestellt, ob die Lage der beiden Flächensegmente  $\mathcal{R}_{vor,i}$  und  $\mathcal{R}_{nach,j}$ , deren Verknüpfung das Segment  $\mathcal{S}_{eb,k}$  ergibt, im Grundriss annähernd übereinstimmt (vgl. Tabelle 4). Hierfür wird die verfeinerte gewichtete Qualitätsrate (refined weighted quality rate)  $\rho_{qw}^*$  nach Weidner (2008) verwendet. Diese wurde in Weidner (2008) sowie in Sturm und Weidner (2009) zur Beurteilung der Qualität einer Segmentierung vorgeschlagen.

Soll ein Segment  $\mathcal{S}$  mit einem Referenzsegment  $\mathcal{R}$  verglichen werden, so gilt für  $\rho_{qw}^*(\mathcal{S}, \mathcal{R})$ :

$$\rho_{qw}^*(\mathcal{S}, \mathcal{R}) = 1 - \frac{A^*}{|\mathcal{S} \cap \mathcal{R}| + A^*} = \frac{|\mathcal{S} \cap \mathcal{R}|}{|\mathcal{S} \cap \mathcal{R}| + A^*} \quad (43)$$

mit

$$A^* = \sum_{\mathcal{P}_k \in (\mathcal{S} \setminus \mathcal{R})} w(d(\mathcal{P}_k, \mathcal{R})) + \sum_{\mathcal{P}_k \in (\mathcal{R} \setminus \mathcal{S})} w(d(\mathcal{P}_k, \mathcal{R}^c)) \quad (44)$$

und

$$d(\mathcal{P}_k, \mathcal{A}) = \inf \{ \rho(\mathcal{P}_k, \mathcal{P}_a) : \mathcal{P}_a \in \mathcal{A} \} \quad (45)$$

Mit  $\mathcal{R}^c$  wird das Komplement von  $\mathcal{R}$  bezeichnet.  $d(\mathcal{P}_k, \mathcal{A})$  bezeichnet die Distanz eines Pixels  $\mathcal{P}_k$  vom Rand des Segments  $\mathcal{A}$ , während  $\rho(\mathcal{P}_k, \mathcal{P}_a)$  den Abstand des Pixels  $\mathcal{P}_k$  vom Pixel  $\mathcal{P}_a$  darstellt. Die Distanzen werden für die einzelnen Pixel mithilfe der Gewichtsfunktion  $w(x)$  gewichtet und aufsummiert. Bei der Festlegung der Gewichte sollte berücksichtigt werden, dass Pixel, die weiter vom Rand des Referenzsegments entfernt sind, eine stärkere Verringerung von  $\rho_{qw}^*$  bewirken. In dieser Arbeit wird eine lineare Gewichtsfunktion gewählt:

$$w(d(\mathcal{P}_k, \mathcal{A})) = \begin{cases} 0 & d \leq d_T \\ \frac{1}{\Delta_d} (d(\mathcal{P}_k, \mathcal{A}) - d_T) & d > d_T \end{cases} \quad (46)$$

Diese erlaubt die Festlegung einer Pufferzone der Breite  $d_T$  um das Referenzsegment innerhalb der keine Bestrafung der Pixel erfolgt. Auf diese Weise kann die Genauigkeit der Segmentgrenzen berücksichtigt werden. Liegt der Rand des Segments  $\mathcal{S}$  vollständig innerhalb der Pufferzone, so ergibt sich  $A^* = 0$  und damit  $\rho_{qw}^* = 1$ . Der minimale Wert  $\rho_{qw}^* = 0$  wird für  $\mathcal{S} = \emptyset$  und  $\mathcal{S} = \mathcal{R}^c$  erreicht.

Soll das aus den Schadensdaten extrahierte Flächensegment  $\mathcal{R}_{nach,j}$  mit dem Dachflächensegment  $\mathcal{R}_{vor,i}$  verglichen werden, wobei letzteres das Referenzsegment darstellt, so ergibt sich mit Gleichung (43) ein Maß

$$\rho_{qw,\mathcal{S}_{eb,k}}^* = \rho_{qw}^*(\mathcal{R}_{nach,j}, \mathcal{R}_{vor,i}) \quad (47)$$

für die Übereinstimmung der beiden Segmente. Als Größe der Pufferzone wird  $d_T = 1$  gewählt. Dadurch können geringe Abweichungen der Fläche  $\mathcal{R}_{nach,j}$  in Bezug auf die Fläche  $\mathcal{R}_{vor,i}$  berücksichtigt werden, die u. a. von dem verwendeten Sensor, den Aufnahmebedingungen, der Interpolation sowohl der Schadens- als auch der Referenzdaten in regelmäßige Raster oder der Flächensegmentierung herrühren können. Nimmt  $\rho_{qw,\mathcal{S}_{eb,k}}^*$  den Wert eins an oder liegt der Wert sehr nahe bei eins, so bedeutet dies, dass die beiden Segmente annähernd übereinstimmen. In diesem Fall ist von einander entsprechenden Flächen die Rede. Es kann dann davon ausgegangen werden, dass die Dachstruktur in dem Bereich des Segments  $\mathcal{S}_{eb,k}$  erhalten bzw. großflächig zusammenhängend ist (vgl. Tabelle 4).

**Höhentextur basierend auf dem Laplace-Filter** Durch die Art und Weise, auf die die Segmente  $\mathcal{S}_{eb}$  erzeugt werden, ist gewährleistet, dass diese sowohl zum Referenzzeitpunkt als auch zu dem betrachteten Zeitpunkt nach der Katastrophe Bereiche mit ebener Oberfläche repräsentieren (vgl. Abschnitt 4.4.2). Auch in Bereichen mit den Schadensbildern *Trümmerkegel*, *geschichteter Trümmerkegel* und *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* können solche Segmente vorkommen, da Trümmerkegel zum Teil durch ebene Flächen approximiert werden können. Da die Eigenschaften dieser drei Schadensbilder bezüglich der bisher beschriebenen Merkmale sehr ähnlich sind, wird die *Höhentextur* als weiteres Merkmal eingeführt, das es ermöglicht, zumindest zwischen *Trümmerkegeln* mit vertikalen Elementen und solchen ohne zu unterscheiden. Für die Identifizierung der restlichen Schadensbilder findet dieses Merkmal hingegen keine Berücksichtigung. Da einzelne noch stehende Wände große Werte im First-Echo-nDOM hervorrufen (vgl. Abschnitt 3.1.2 und 3.3.2), während sie im Last-Echo-nDOM zumindest teilweise nicht enthalten sind, dient als Basis für die Bestimmung dieses Merkmals das First-Echo-nDOM.

Allgemein wird als Textur die Struktureigenschaft eines Musters oder Bildbereichs bezeichnet (vgl. Handels, 2009, S. 162). Sie beschreibt sowohl die Häufigkeit des Auftretens bestimmter Grauwerte als auch deren räumliche Anordnung (vgl. Haralick, 1979). Repräsentieren die Grauwerte Höhen, wie dies bei einem nDOM der Fall ist, so können Texturen, die in diesem Fall als Höhentexturen bezeichnet werden, als Oberflächeneigenschaften der Objekte aufgefasst werden.

Zur Beschreibung der Textur von Bildern unterschiedlicher Art existieren verschiedene Möglichkeiten (vgl. Haralick, 1979). Speziell für die Beschreibung der Höhentextur werden in Maas (1999) unterschiedliche Parameter bzw. Operatoren vorgeschlagen. Einer davon ist der Laplace-Filter, bei dem es sich um einen Kantendetektor handelt. Dieser kann z. B. durch die folgende Filtermaske realisiert werden, in der die direkten Nachbarn des Zentralpixels aufgrund der geringeren Distanz höher gewichtet werden als die weiter entfernten Diagonalexel:

$$H_{Lap} = \begin{bmatrix} 10 & 14 & 10 \\ 14 & -96 & 14 \\ 10 & 14 & 10 \end{bmatrix} \quad (48)$$

Für Pixel, welche sich in einer Umgebung mit großen Höhenunterschieden befinden, ergeben sich daher betragsmäßig große Werte, während für Pixel in ebenen Bereichen betragsmäßig kleine Werte erzielt werden. Das Vorzeichen der Werte hängt davon ab, ob das Zentralpixel eine große oder eine kleine Höhe im Vergleich zu seinen Nachbarn aufweist. Im ersten Fall, ergibt sich ein negativer Wert, im zweiten ein positiver.

Der Laplace-Filter wird zunächst direkt auf die für die Schadensanalyse relevanten Bereiche des First-Echo-nDOM angewandt. Für Bereiche mit *Trümmerkegeln* ergeben sich dabei Werte mit einem großen Betrag, wenn noch stehende senkrechte Wänden vorhanden sind, welche die vertikalen Elemente darstellen. Handelt es sich hingegen um kompakte Trümmerkegel, so liegen die Werte nahe bei null (vgl. Abbildung 40).

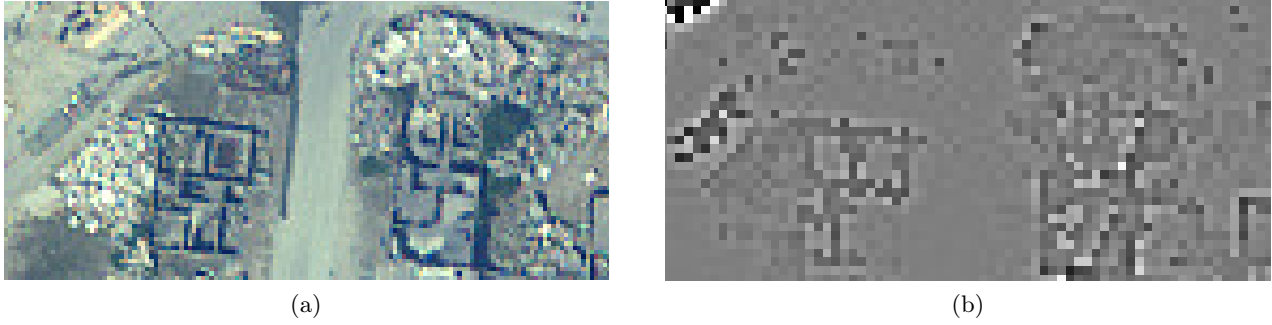


Abbildung 40: Texturwerte des Laplace-Filters für verschiedene Arten von Trümmerkegeln. (a) Orthophoto (GSD: 0.50 m), (b) Ergebnis der Anwendung des Laplace-Filters auf das First-Echo-nDOM aus Abbildung 10a (vorherrschender Grauwert: Texturwert 0).

Auf die Texturwerte, die sich durch Anwendung des Laplace-Filters mit der in Gleichung (48) definierten Maske ergeben, wird zunächst noch ein Median-Filter mit einer  $3 \times 3$  Pixel großen Filtermaske angewandt. Auf diese Weise ergibt sich für jedes Pixel  $\mathcal{P}_l$  ein Höhentexturwert  $f_{Lap}(\mathcal{P}_l)$ . Anschließend wird die Standardabweichung dieser Werte für das betrachtete Segment  $\mathcal{S}_{eb,k}$  berechnet, wobei die Werte der Pixel, die diesem Segment angehören, in die Berechnung eingehen. Als Maß für die Höhentextur des betrachteten Segments ergibt sich somit:

$$f_{Lap, \mathcal{S}_{eb,k}} = \frac{1}{|\mathcal{S}_{eb,k}| - 1} \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} (f_{Lap}(\mathcal{P}_l) - \bar{f}_{Lap})^2 \quad \text{mit} \quad \bar{f}_{Lap} = \frac{1}{|\mathcal{S}_{eb,k}|} \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,k}} f_{Lap}(\mathcal{P}_l) \quad (49)$$

Grenzt das Segment an vertikale Elemente an, so wird die Standardabweichung aufgrund der großen Werte  $f_{Lap}$  der Randpixel größer als an der Grenze zu benachbarten Segmenten, entlang der keine größeren Höhenunterschiede auftreten. Im Wert dieses Merkmals spiegeln sich somit die Struktureigenschaften in den Randbereichen der angrenzenden Segmente bzw. Pixel wider.

#### 4.4.3.2 Merkmale für Segmente mit unebener Oberfläche

**Volumenreduktion** Für die *Volumenreduktion*  $\Delta V_{\mathcal{S}_{uneb,k}}$  eines Segments  $\mathcal{S}_{uneb,k}$  mit unebener Oberfläche gilt in Anlehnung an die Definition der *Volumenreduktion* eines Segments mit ebener Oberfläche in Gleichung (36):

$$\Delta V_{\mathcal{S}_{uneb,k}} = \frac{V_{\mathcal{S}_{uneb,k}, vor} - V_{\mathcal{S}_{uneb,k}, nach}}{V_{\mathcal{S}_{uneb,k}, vor}} \quad (50)$$

Ein Pixel, das einem Segment  $\mathcal{S}_{uneb,k}$  angehört, kann zum Referenzzeitpunkt entweder einen Teil eines Bereichs mit ebener Oberfläche  $\mathcal{R}_{vor,i}$  oder einen Teil eines Bereichs mit unebener Oberfläche  $\mathcal{U}_{vor,m}$  repräsentieren. Daher kann das Volumen  $V_{\mathcal{S}_{uneb,k}, vor}$ , das vor der Katastrophe eingeschlossen wird, ebenfalls in Bereiche unterteilt werden, die von ebenen Oberflächen begrenzt werden, und solche, deren Oberflächen uneben sind. Die Berechnung des Volumens in Bereichen mit ebener Oberfläche erfolgt wie in Abschnitt 4.4.3.1 beschrieben. In den Bereichen mit unebener Oberfläche erfolgt eine Approximation durch Quader, deren Grundflächen die Rasterzellen darstellen. Die Höhen  $z_{mod}(\mathcal{P}_l)$  der Quader sind gleich den Höhen, die für die entsprechenden Rasterzellen  $\mathcal{P}_l$  aus der mathematischen Beschreibung dieses Bereichs in dem Vektormodell des Referenzdatensatzes abgeleitet werden können (vgl. Abbildung 39). Somit kann die Berechnung des Volumens vor der Katastrophe durch eine Summation über alle Pixel  $\mathcal{P}$  erfolgen, die zu dem betreffenden Segment gehören:

$$V_{\mathcal{S}_{uneb,k}, vor} = \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} V_{\mathcal{P}_l, vor} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} z_{vor, \mathcal{P}_l} \quad (51)$$

Die Höhen  $z_{vor,\mathcal{P}_l}$  werden dabei folgendermaßen aus dem 3D-Modell des Referenzgebäudes abgeleitet:

$$z_{vor,\mathcal{P}_l} = \begin{cases} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{vor,i}), & \text{wenn } \mathcal{P}_l \in \mathcal{R}_{vor,i} \\ z_{mod}(\mathcal{P}_l), & \text{wenn } \mathcal{P}_l \in \mathcal{U}_{vor,m} \end{cases} \quad (52)$$

Für die Berechnung des Volumens nach der Katastrophe ergibt sich analog:

$$V_{\mathcal{S}_{uneb,k},nach} = \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} V_{\mathcal{P}_l,nach} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} z_{nach,\mathcal{P}_l} \quad (53)$$

In unebenen Bereichen werden dabei als Höhen der Rasterzellen die in dem Last-Echo-nDOM gespeicherten Höhen verwendet. Somit gilt für die Höhen  $z_{nach,\mathcal{P}_l}$ , die aus den Schadensdaten abgeleitet werden:

$$z_{nach,\mathcal{P}_l} = \begin{cases} z_{ber}(\mathcal{P}_l, \mathcal{R}_{nach,j}), & \text{wenn } \mathcal{P}_l \in \mathcal{R}_{nach,j} \\ z_{nDOM}(\mathcal{P}_l), & \text{wenn } \mathcal{P}_l \in \mathcal{U}_{nach,n} \end{cases} \quad (54)$$

**Mittlere Höhendifferenz** Die Definition der *mittleren Höhendifferenz*  $\Delta \bar{h}_{\mathcal{S}_{uneb,k}}$  eines Segments  $\mathcal{S}_{uneb,k}$  erfolgt ebenfalls analog zu der Definition der *mittleren Höhendifferenz* eines Segments mit ebener Oberfläche. Nach Gleichung (39) gilt somit:

$$\Delta \bar{h}_{\mathcal{S}_{uneb,k}} = \frac{V_{\mathcal{S}_{uneb,k},vor} - V_{\mathcal{S}_{uneb,k},nach}}{A_{\mathcal{S}_{uneb,k}}} \quad (55)$$

Die typischen Ausprägungen der Merkmale *Volumenreduktion* und *mittlere Höhendifferenz* können wiederum der Übersicht in Anhang A.3 entnommen werden.

**Minimale Höhendifferenz** Die *minimale Höhendifferenz*  $\Delta h_{min,\mathcal{S}_{uneb,k}}$  eines Segments  $\mathcal{S}_{uneb,k}$  hängt ebenso wie die *Höhenreduktion*  $h_{red,\mathcal{S}_{eb,k}}$  eng mit dem in Tabelle 4 beschriebenen Gesamthöhenunterschied zur Ausgangshöhe und dem in der Zusammenstellung in Anhang A.3 angegebenen Höhenunterschied zusammen. Sie wird in Relation zur maximalen Höhe  $h_{max,vor,\mathcal{S}_{uneb,k}}$  betrachtet, die in diesem Bereich in den Referenzdaten auftritt. Es gilt:

$$\Delta h_{min,\mathcal{S}_{uneb,k},rel} = \frac{\Delta h_{min,\mathcal{S}_{uneb,k}}}{h_{max,vor,\mathcal{S}_{uneb,k}}} \quad (56)$$

mit

$$\Delta h_{min,\mathcal{S}_{uneb,k}} = \min_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} (z_{vor,\mathcal{P}_l} - z_{nach,\mathcal{P}_l}) \quad (57)$$

und

$$h_{max,vor,\mathcal{S}_{uneb,k}} = \max_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{uneb,k}} z_{vor,\mathcal{P}_l}, \quad (58)$$

wobei  $z_{vor,\mathcal{P}_l}$  und  $z_{nach,\mathcal{P}_l}$  nach Gleichung (52) bzw. (54) bestimmt werden.

**Höhentextur basierend auf dem Haralick'schen Texturmerkmal *Kontrast*** Für die Unterscheidung von *Trümmerkegeln* hinsichtlich des Auftretens vertikaler Elemente dient wie bei den Segmenten mit ebener Oberfläche ein Texturparameter. Da sich die in Abschnitt 4.4.3.1 beschriebene Standardabweichung der mediangefilterten Höhentexturwerte  $f_{Lap}(\mathcal{P}_l)$  für Segmente mit unebener Oberfläche in Bereichen mit vertikalen Elementen nicht signifikant von der in Bereichen ohne vertikale Elemente unterscheidet, muss an dieser Stelle ein anderes Texturmaß eingesetzt werden. Es handelt sich dabei um das von Haralick et al. (1973) eingeführte Texturmerkmal *Kontrast* (*contrast*). Dieses erwies sich für den beabsichtigten Zweck im Vergleich mit den anderen Haralick'schen Texturmerkmalen *Energie* (*energy*, *angular second moment*) und *Korrelation* (*correlation*) als am besten geeignet.



Die Grundlage für die Bestimmung des *Kontrasts* bildet die Cooccurrence-Matrix  $C_\delta$  (gray level co-occurrence matrix, gray-tone spatial-dependence matrix), die im Deutschen auch als *Grauwertübergangsmatrix* (Handels, 2009, S. 165) oder *Grauwertematrix* (Haberäcker, 1991, S. 34) bezeichnet wird. Diese enthält die relativen Häufigkeiten  $C_\delta(i, j)$ , mit der zwei Pixel in einer festen geometrischen Anordnung auftreten, von denen das eine den Grauwert  $g_i$  und das andere den Grauwert  $g_j$  aufweist. Die Cooccurrence-Matrix hängt somit sowohl vom Abstand der beiden betrachteten Pixel ab, als auch von der Richtung  $\delta$  des einen Pixels zum anderen. Bei der Bestimmung der Cooccurrence-Matrix wird häufig nicht berücksichtigt, ob der Grauwertübergang vom ersten zum zweiten oder vom zweiten zum ersten Pixel erfolgt. Dies bedeutet, dass es keine Rolle spielt, welches der beiden Pixel welchen Grauwert hat. Durch diese Vereinfachung ergeben sich symmetrische Matrizen, die für die vier Richtungen  $\delta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$  bestimmt werden können. Da die Elemente der Cooccurrence-Matrix von der Größe der untersuchten Bildregion abhängen, erfolgt eine Normierung. Hierfür wird die Matrix durch die Anzahl der betrachteten Pixelpaare geteilt, wodurch sich die normierte Cooccurrence-Matrix  $P_\delta$  ergibt. Auf die Bestimmung der Cooccurrence-Matrix soll hier nicht weiter eingegangen werden. Es sei vielmehr auf die detaillierten Erläuterungen in Haralick et al. (1973) oder Haralick (1979) verwiesen, die durch Beispiele veranschaulicht werden.

Auf der Basis der normierten Cooccurrence-Matrix berechnet sich der Texturparameter *Kontrast* wie folgt:

$$f_{Con,\delta} = \sum_{j=0}^{N_g-1} \sum_{i=0}^{N_g-1} (i-j)^2 P_\delta(i, j) \quad (59)$$

Darin steht  $N_g$  für die Anzahl der verschiedenen in dem Bild auftretenden Grauwerte.

Für die Bestimmung eines Merkmals, das die Höhentextur eines Segments mit unebener Oberfläche beschreibt, werden zunächst die normierten Cooccurrence-Matrizen für die zu dem Segment gehörenden Pixel in den vier Richtungen  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  und  $135^\circ$  bestimmt. Als Grundlage dienen – wie bei der Bestimmung der *Höhentextur* von Segmenten mit ebener Oberfläche – die First-Echo-Höhen. Da  $f_{Con,\delta}$  von der Richtung  $\delta$  abhängt, wird der Wert des Merkmals *Kontrast* für das Segment  $\mathcal{S}_{uneb,k}$  als Mittelwert der Kontrastwerte berechnet, die sich für die vier möglichen Richtungen ergeben:

$$f_{Con,\mathcal{S}_{uneb,k}} = \frac{1}{4} (f_{Con,0^\circ,\mathcal{S}_{uneb,k}} + f_{Con,45^\circ,\mathcal{S}_{uneb,k}} + f_{Con,90^\circ,\mathcal{S}_{uneb,k}} + f_{Con,135^\circ,\mathcal{S}_{uneb,k}}) \quad (60)$$

Der *Kontrast* ist ein Maß für die lokalen Grauwert- bzw. – bei Verwendung eines nDOM als Grundlage – für die Höhenvariationen in dem betrachteten Gebiet. Daher nimmt er für Regionen mit starken Höhensprüngen große Werte an, während er für homogene Regionen eher gering ist. *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* zeichnen sich somit durch einen höheren *Kontrast* aus als *Trümmerkegel* ohne vertikale Elemente.

#### 4.4.3.3 Merkmale für Gesamtgebäude

**Erkennbarkeit der ursprünglichen Grundflächengrenze** Im Folgenden wird ein Merkmal beschrieben, mit dem es möglich ist, die Frage zu beantworten, ob die ursprüngliche Grundfläche eines Gebäudes in den Schadensdaten wiedererkannt werden kann und ob sich ihre Form und Lage nur geringfügig in Bezug auf den Referenzzeitpunkt verändert hat. Es basiert auf dem Vergleich der Segmente  $\mathcal{G}_{vor}$ , welche die Grundflächen der Referenzgebäude repräsentieren (vgl. Abschnitt 4.2.1), mit Segmenten  $\mathcal{G}_{nach}$ , die aus den Schadensdaten extrahiert werden und mögliche Grundflächen von Gebäuden zu diesem Zeitpunkt darstellen.

Für die Extraktion dieser Segmente  $\mathcal{G}_{nach}$ , die nach Tabelle 4 in den Schadensdaten Regionen mit durchgängiger Mindesthöhe darstellen, wird das in Vögtle und Steinle (2000) beschriebene Verfahren verwendet. Dieses basiert auf einem Flächenwachstumsalgorithmus. Als Kristallisationsbereich dient eine Region mit einer Größe von  $3\text{ m} \times 3\text{ m}$ , was bei den in dieser Arbeit zugrunde gelegten nDOM wiederum  $3 \times 3$  Pixeln entspricht, innerhalb der alle Pixel signifikant oberhalb der Erdoberfläche liegen (in dieser Arbeit  $z_{nDOM} > 2.50\text{ m}$ ). Außerdem dürfen die Randpixel dieser Region in Bezug auf das



Abbildung 41: Gestaffelte Schichtung, die sich durch einen kontinuierlichen Übergang über die Grenzen der ursprünglichen Grundfläche auszeichnet.

Zentralpixel nur beschränkte Höhenunterschiede aufweisen (maximal 1.00 m). Die Größe des Kristallisationsbereichs und die Mindesthöhe, die dieser aufweisen muss, leiten sich aus der Funktion eines Gebäudes ab (vgl. Abschnitt 3.2.1). Das Homogenitätskriterium, das benachbarte Pixel erfüllen müssen, damit sie dem Gebäudesegment zugeordnet werden, setzt sich aus einer Mindesthöhe und einer maximalen Höhendifferenz in Bezug auf das benachbarte Pixel zusammen, das dem Gebäudesegment bereits angehört. Als Mindesthöhe wird in dieser Arbeit eine Höhe von 0.20 m gewählt. Dadurch wird sicher gestellt, dass für eingestürzte Gebäude, die sich durch einen kontinuierlichen Übergang über die Grenzen der ursprünglichen Grundfläche hinweg auszeichnen (vgl. Abbildung 41), das Grundflächen-segment nicht bereits innerhalb des eingestürzten Gebäudes endet, da an dieser Stelle die Mindesthöhe unterschritten wird. Ein solches Grundflächen-segment könnte zufälligerweise mit der ursprünglichen Grundfläche übereinstimmen, obwohl die ursprüngliche Grundfläche tatsächlich nicht erkannt werden kann. Daher wird die gesamte Fläche bestimmt, auf der sich das eingestürzte Gebäude als Gesamtkomplex (inklusive seiner Trümmerstrukturen) befindet.

Um festzustellen, ob die Grundfläche eines Gebäudes  $i$  in den Schadensdaten wiedererkannt werden kann, wird nun überprüft, ob sich unter den so extrahierten Segmenten  $\mathcal{G}_{nach}$  eines befindet, das annähernd mit dem Segment  $\mathcal{G}_{vor,i}$  übereinstimmt, das die Grundfläche des ursprünglichen Gebäudes repräsentiert. Hierfür wird wieder die verfeinerte gewichtete Qualitätsrate (refined weighted quality rate)  $\rho_{qw}^*$  genutzt (vgl. Abschnitt 4.4.3.1). Zur Bestimmung des Maßes

$$\rho_{qw, Geb_i}^* = \max_{\mathcal{G}_{nach,j} \in \mathcal{G}_{nach}} \rho_{qw}^*(\mathcal{G}_{nach,j}, \mathcal{G}_{vor,i}) \quad (61)$$

für die *Erkennbarkeit der ursprünglichen Grundfläche* des Gebäudes  $i$  wird als Größe der Pufferzone  $d_T = 1$  gewählt. Nimmt  $\rho_{qw, Geb_i}^*$  den Wert eins an oder liegt der Wert sehr nahe bei eins, so bedeutet dies eine gute Übereinstimmung der Segmente und damit die *Erkennbarkeit der ursprünglichen Grundfläche* des Gebäudes. In diesem Fall können die Schadensbilder *gestaffelte Schichtung*, *Trümmerkegel*, *Schiefstellung* und *Gebäudeumsturz* ausgeschlossen werden. Wird die Grundfläche eines Gebäudes nicht wiedererkannt, so kann keine Aussage über die vorliegenden Schadensbilder getroffen werden. Es spricht zwar dafür, dass mindestens eines der Schadensbilder vorliegt, die sich durch einen kontinuierlichen Übergang über die ursprünglichen Grenzen der Grundfläche auszeichnen. Es können aber dennoch auch Teile des Gebäudes z. B. *unverändert* erhalten oder von einem anderen Schadensbild betroffen sein. Daher dürfen diese nicht ausgeschlossen werden.

**Erhaltung der Dachflächen** Damit festgestellt werden kann, ob alle Dachflächen eines Gebäudes – und damit auch seine Dachstruktur – erhalten sind, wird zunächst für jede Dachfläche  $\mathcal{R}_{vor, Geb_i}$  des Gebäudes überprüft, ob eine ebene Fläche  $\mathcal{R}_{nach, Geb_i}$  existiert, deren Lage im Grundriss annähernd mit der Lage von  $\mathcal{R}_{vor, Geb_i}$  übereinstimmt (vgl. Tabelle 4). Für diese Überprüfung wird wiederum die

verfeinerte gewichtete Qualitätsrate verwendet, wobei zunächst ein Wert  $\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^*$  für jede Dachfläche  $\mathcal{R}_{vor,m} = \mathcal{R}_{vor, Geb_i, m}$  des Referenzgebäudes bestimmt wird. Dabei gilt:

$$\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^* = \max_{\substack{(\mathcal{R}_{nach,n} \in \mathcal{R}_{nach}) \wedge \\ (\mathcal{R}_{nach,n} \cap \mathcal{R}_{vor,m} \neq \emptyset)}} (\rho_{qw}^*(\mathcal{R}_{nach,n}, \mathcal{R}_{vor,m})) \quad (62)$$

Aus den verfeinerten gewichteten Qualitätsraten  $\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^*$  kann ein Wert abgeleitet werden, der den *Grad der Erhaltung der Dachstruktur*  $\mu_{Dach, Geb_i}$  widerspiegelt. Hierfür wird für jede Dachfläche mithilfe der in Abbildung 42 dargestellten Funktion ein Gewicht  $w_m$  in Abhängigkeit von  $\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^*$  bestimmt. Die Summe dieser Gewichte für alle Dachflächen des Gebäudes zum Referenzzeitpunkt wird anschließend durch deren Anzahl  $\#\mathcal{R}_{vor, Geb_i}$  geteilt:

$$\mu_{Dach, Geb_i} = \frac{1}{\#\mathcal{R}_{vor, Geb_i}} \sum_{\substack{\mathcal{R}_{vor,m} \in \\ \mathcal{R}_{vor, Geb_i}}} w_m(\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^*) \quad (63)$$

Nimmt  $\mu_{Dach, Geb_i}$  einen Wert nahe eins an, so bedeutet dies, dass die Dachstruktur erhalten ist. In diesem Fall können die Schadensbilder *geneigte Schichtung*, *gestaffelte Schichtung*, alle Arten von *Trümmerkegeln*, *(abgetrennter) Gebäudeumsturz* sowie *Schiefstellung* ausgeschlossen werden. Andernfalls macht das Merkmal keine Aussage.

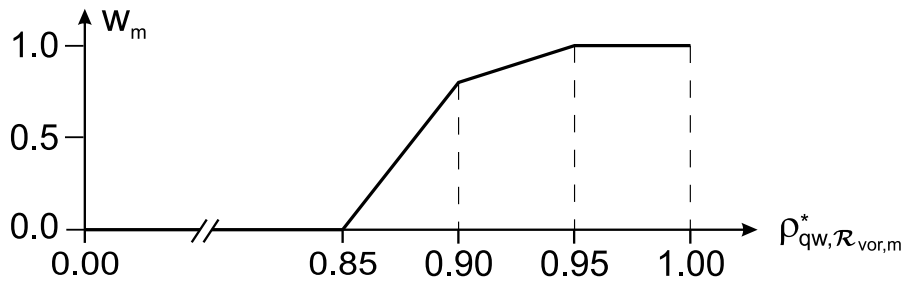


Abbildung 42: Funktion zur Bestimmung der Gewichte  $w_m$  in Abhängigkeit von  $\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^*$ .

**Mittlere Höhendifferenz** Die *mittlere Höhendifferenz*  $\Delta h_{mean, Geb_i}$  eines Gebäudes mit der ursprünglichen Grundfläche  $\mathcal{G}_{vor,i}$  hängt wieder eng mit der in Tabelle 4 beschriebenen Volumenreduktion zusammen:

$$\Delta h_{mean, Geb_i} = \frac{\Delta V_{Geb_i}}{A_{Geb_i}} \quad (64)$$

Die Bestimmung von  $\Delta V_{Geb_i}$  und  $A_{Geb_i}$  erfolgt abhängig davon, ob zu jeder Dachfläche des Gebäudes zum Referenzzeitpunkt ein ihr entsprechendes, aus den Schadensdaten extrahiertes Flächensegment existiert (vgl. Abschnitt 4.4.3.1). Gilt für jede Dachfläche  $\mathcal{R}_{vor,m} = \mathcal{R}_{vor, Geb_i, m}$  des Referenzgebäudes  $\rho_{qw, \mathcal{R}_{vor,m}}^* > 0.85$ , so gehen in die Berechnung der relevanten Volumina sowie der Fläche  $A_{Geb_i}$  nur die Pixel ein, die innerhalb der Segmente

$$\mathcal{S}_{eb, ent, Geb_i} = \left\{ \mathcal{S}_{eb, k} \mid \rho_{qw, \mathcal{S}_{eb, k}}^* > 0.85 \wedge \mathcal{S}_{eb, k} \cap \mathcal{G}_i \neq \emptyset \right\}$$

liegen. Für  $\Delta V_{Geb_i}$  und  $A_{Geb_i}$  gilt in diesem Fall

$$\Delta V_{Geb_i} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb, ent, Geb_i}} (z_{vor, \mathcal{P}_l} - z_{nach, \mathcal{P}_l}) \quad (65)$$

mit  $z_{vor, \mathcal{P}_l}$  und  $z_{nach, \mathcal{P}_l}$  gemäß Gleichung (52) bzw. (54) sowie

$$A_{Geb_i} = \Delta_d^2 |\mathcal{S}_{eb, ent, Geb_i}|. \quad (66)$$

Existiert nicht für jede Dachfläche des Gebäudes zum Referenzzeitpunkt ein ihr entsprechendes, aus den Schadensdaten extrahiertes Flächensegment  $\mathcal{R}_{nach,j}$ , so gehen in die Berechnung von  $V_{vor,Geb_i}$ ,  $V_{nach,Geb_i}$  und  $A_{Geb_i}$  nur die Pixel  $\mathcal{P}_l$  ein, die entweder zu beiden Zeitpunkten in einander entsprechenden Flächensegmenten liegen oder zu keinem Zeitpunkt einem Flächensegment angehören, für das zum anderen Zeitpunkt ein ihm entsprechendes Flächensegment existiert. In letzterem Fall müssen alle N8-Nachbarn  $\mathcal{P}_{N8}(\mathcal{P}_l)$  des betrachteten Pixels  $\mathcal{P}_l$  innerhalb des Gebäudesegments  $\mathcal{G}_i$  liegen. Die Pixel, die sich am Rand des Gebäudesegments  $\mathcal{G}_i$  befinden, werden somit nicht berücksichtigt. Der Grund hierfür ist, dass auch für unveränderte Gebäude entlang von Gebäudeändern häufig große Differenzen in den Höhendaten der beiden Zeitpunkte auftreten, da der Grundriss des Gebäudes vor der Katastrophe unter anderem aufgrund von Sensoreigenschaften und der Interpolation in Rasterdaten nicht immer exakt mit dem Grundriss des Gebäudes nach der Katastrophe übereinstimmt. Solche Höhendifferenzen würden wiederum große Volumenunterschiede verursachen, die den Merkmalswert für das Gesamtgebäude verzerren können. Es gilt somit:

$$\Delta V_{Geb_i} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{S}_{eb,ent,Geb_i}} (z_{vor,\mathcal{P}_l} - z_{nach,\mathcal{P}_l}) + \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_m \in \mathcal{P}_{nichtent,Geb_i}} (z_{vor,\mathcal{P}_m} - z_{nach,\mathcal{P}_m}), \quad (67)$$

$$A_{Geb_i} = \Delta_d^2 |\mathcal{S}_{eb,ent,Geb_i}| + \Delta_d^2 |\mathcal{P}_{nichtent,Geb_i}| \quad (68)$$

mit

$$\mathcal{P}_{nichtent,Geb_i} = \{\mathcal{P}_n \mid \mathcal{P}_n \in \mathcal{G}_i \wedge \mathcal{P}_n \notin (\mathcal{R}_{ent,vor,Geb_i} \cup \mathcal{R}_{ent,nach,Geb_i}) \wedge \forall \mathcal{P}_{N8,j}(\mathcal{P}_n) : \mathcal{P}_{N8,j}(\mathcal{P}_n) \in \mathcal{G}_i\},$$

$$\mathcal{R}_{ent,vor,Geb_i} = \left\{ \mathcal{R}_{vor,r} \mid \rho_{qw,\mathcal{R}_{vor,r}}^* > 0.85 \wedge \mathcal{R}_{vor,r} \cap \mathcal{G}_i \neq \emptyset \right\}$$

und

$$\mathcal{R}_{ent,nach,Geb_i} = \left\{ \mathcal{R}_{nach,s} \mid \rho_{qw}^*(\mathcal{R}_{nach,s}, \mathcal{R}_{vor,r}) > 0.85 \wedge \mathcal{R}_{nach,s} \cap \mathcal{G}_i \neq \emptyset \wedge \mathcal{R}_{vor,r} \cap \mathcal{G}_i \neq \emptyset \right\}.$$

Natürlich könnte das Volumen des Gebäudes vor der Katastrophe auch direkt aus dem 3D-Modell bestimmt werden, das im Referenzdatensatz enthalten ist. Da Objekte wie Dachgauben darin detaillierter repräsentiert werden als in den Rasterdaten, die auch die Grundlage für die Berechnung des Volumens nach der Katastrophe bilden, könnte es dann aber vorkommen, dass sich das Volumen, das für ein unverändertes Gebäude aus den Schadensdaten abgeleitet wird, stärker vom Volumen des Gebäudes vor der Katastrophe unterscheidet, als wenn für die Bestimmung des Volumens zum Referenzzeitpunkt die in ein Raster konvertierten Daten herangezogen werden. Um solche Volumen- und damit Höhenänderungen zu vermeiden, die durch eine unterschiedlich genaue Approximation der Objekte zu den beiden Zeitpunkten verursacht werden, wird die Berechnung des Volumens vor der Katastrophe auf Basis der Rasterdaten bevorzugt.

Das Merkmal *mittlere Höhendifferenz* wird nur für die Identifizierung von komplett *unveränderten* Gebäuden eingesetzt. Somit werden alle Schadensbilder als sehr unwahrscheinlich angesehen, wenn sich  $\Delta h_{mean,Geb_i}$  nur unwesentlich von null unterscheidet.

**Minimale Höhendifferenz** Die *minimale Höhendifferenz*  $\Delta h_{min,Geb_i}$  wird anstelle des in Tabelle 4 genannten Gesamthöhenunterschieds zur Ausgangshöhe verwendet. Sie ist gleich dem Betrag der minimalen Differenz aus der Höhe  $z_{vor,\mathcal{P}_j}$  und der Höhe  $z_{nach,\mathcal{P}_j}$ , die für ein zu dem Gebäude gehörendes Pixel  $\mathcal{P}_j$  auftritt. Das Pixel  $\mathcal{P}_j$  darf dabei nicht am Rand des Gebäudesegments  $\mathcal{G}_i$  liegen. Nimmt die Differenz aus der Höhe  $z_{vor,\mathcal{P}_j}$  und der Höhe  $z_{nach,\mathcal{P}_j}$  sowohl positive als auch negative Werte an, so gilt  $\Delta h_{min,Geb_i} = 0$ :

$$\Delta h_{min,Geb_i} = \begin{cases} 0 & \text{wenn } \Delta h_{\mathcal{P}_l} \leq 0 \wedge \Delta h_{\mathcal{P}_m} \geq 0 \text{ mit } \mathcal{P}_l, \mathcal{P}_m \in \mathcal{P}_{inner} \\ \min_{\mathcal{P}_j \in \mathcal{P}_{inner}} |\Delta h_{\mathcal{P}_j}| & \text{sonst} \end{cases} \quad (69)$$

mit

$$\Delta h_{\mathcal{P}_j} = z_{vor,\mathcal{P}_j} - z_{nach,\mathcal{P}_j} \quad (70)$$

und

$$\mathcal{P}_{inner} = \{\mathcal{P}_j \mid \mathcal{P}_j \in \mathcal{G}_i \wedge \forall \mathcal{P}_{N8,j}(\mathcal{P}_l) : \mathcal{P}_{N8,j}(\mathcal{P}_l) \in \mathcal{G}_i\}$$

Die Höhen  $z_{vor,\mathcal{P}_j}$  und  $z_{nach,\mathcal{P}_j}$  werden dabei mithilfe der Zusammenhänge in den Gleichungen (52) und (54) bestimmt. Liegt der Wert von  $\Delta h_{min,Geb_i}$  nahe bei null, so liefert dieses Merkmal keine Aussage über die vorliegenden Schadensbilder. Ist  $\Delta h_{min,Geb_i}$  hingegen deutlich größer als null, so können die Schadensbilder *Rutschfläche* und *geneigte Schichtung* ebenso ausgeschlossen werden wie die Klasse *unverändert*.

**Zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche** Die *zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche* außerhalb der Grundfläche entspricht nach Tabelle 4 der Größe der in der Umgebung des Gebäudes auftretenden Randtrümmerregionen. Bei Randtrümmerregionen handelt es sich um Regionen, welche sich außerhalb der ursprünglichen Grundfläche befinden und eine Höhe größer null aufweisen. Für die Bestimmung der Randtrümmerregionen wird zunächst ein Flächenwachstumsverfahren auf alle Pixel angewandt, die in den Pufferzonen  $\mathcal{B}_{ges}$  um die Gesamtgebäude des untersuchten Gebiets liegen. Den Ausgangspunkt für dieses Flächenwachstum bildet ein Kristallisationsbereich mit einer Größe von  $2 \times 2$  Pixeln, was bei einer Rasterweite am Boden von 1 m einer Größe von  $2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$  entspricht. Alle Pixel  $\mathcal{P}_j$  des Kristallisationsbereichs müssen die folgende Bedingung erfüllen:

$$\Delta z_{\mathcal{P}_j} = z_{nach,\mathcal{P}_j} - z_{vor,\mathcal{P}_j} \geq t_{\Delta z} \quad \text{mit} \quad \mathcal{P}_j \in \mathcal{B}_{ges} \quad (71)$$

Darin stellt  $\Delta z_{\mathcal{P}_j}$  die Zunahme der Höhe des Pixels zwischen den beiden Zeitpunkten dar, wobei  $z_{vor,\mathcal{P}_j}$  und  $z_{nach,\mathcal{P}_j}$  nach den Gleichungen (52) und (54) bestimmt werden. Mit  $t_{\Delta z}$  wird ein Schwellwert bezeichnet, dessen Größe z. B. aus den Genauigkeitsangaben der zugrunde liegenden Daten abgeleitet werden könnte. Allerdings ist eine strenge Varianzfortpflanzung ausgehend von den Originaldaten aufgrund fehlender Information häufig nicht möglich (vgl. Abschnitt 3.1.2). Daher kann oft nur eine Abschätzung basierend auf den vorhandenen Qualitätsinformationen über die zugrunde liegenden Daten vorgenommen werden. Aufgrund der absoluten Höhengengenauigkeit von besser  $\pm 15 \text{ cm}$ , von der in dieser Arbeit ausgegangen wird (vgl. Abschnitt 3.1.2), wird für die praktischen Untersuchungen in Kapitel 5  $t_{\Delta z} = 20 \text{ cm}$  gewählt.

Wurde ein Kristallisationsbereich gefunden, so wird ein neues Segment  $\mathcal{F}_{zus,k}$  erzeugt, das eine zusätzlich durch Randtrümmer eingenommene Fläche repräsentiert. Anschließend wird für die benachbarten Pixel nacheinander überprüft, ob diese das Homogenitätskriterium in Gleichung (71) ebenfalls erfüllen. Ist dies für ein Pixel der Fall, so wird dieses dem Segment  $\mathcal{F}_{zus,k}$  zugeordnet.

Nachdem die zusätzlich durch Trümmer eingenommenen Flächen detektiert wurden, müssen die extrahierten Segmente einzelnen Gebäuden zugeordnet werden. Dies erfolgt für jedes der Segmente  $\mathcal{F}_{zus,k}$  nach folgenden Regeln.

1. Das Segment  $\mathcal{F}_{zus,k}$  liegt innerhalb der Pufferzone nur eines Gebäudes.  
 $\Rightarrow$  Das Segment wird diesem Gebäude zugeordnet (vgl. Abbildung 43a).
2. Das Segment  $\mathcal{F}_{zus,k}$  liegt innerhalb der Pufferzonen mehrerer Gebäude.
  - (a) Das Segment grenzt direkt an die Grundfläche mindestens eines Gebäudes an.
    - i. Das Segment grenzt direkt an die Grundfläche genau eines Gebäudes an.  
 $\Rightarrow$  Das Segment wird diesem Gebäude zugeordnet, da es wahrscheinlicher erscheint, dass sich die Trümmer, die durch den Einsturz eines Gebäudes verursacht werden, in der direkten Umgebung des Gebäudes befinden als ein Stück von diesem entfernt (vgl. Abbildung 43b).
    - ii. Das Segment grenzt direkt an die Grundflächen mehrerer Gebäude an.  
 $\Rightarrow$  Das Segment wird all diesen Gebäuden zugeordnet. Hierfür wird es aufgeteilt entsprechend der Pufferzonen, in denen es liegt (vgl. Abbildung 43c). Teile des Segments, die in einander überlappenden Pufferzonen liegen, werden all den Gebäuden zugeordnet, deren Pufferzonen diesen kritischen Bereich aufspannen und an die das Segment

direkt angrenzt. Dabei wird vermerkt, dass sich dieser Teil in einem kritischen Bereich befindet. Gebäuden, in deren Pufferzone das Segment liegt, an deren Grundfläche es allerdings nicht direkt angrenzt, wird es nicht zugeordnet.

- (b) Das Segment grenzt an die Grundfläche keines einzigen Gebäudes an.
- i. Der Großteil des Segments (75 % seiner Fläche  $A_{\mathcal{F}_{zus,k}}$ ) liegt innerhalb der Pufferzone eines einzigen Gebäudes, wobei Bereiche mit einander überlappenden Pufferzonen nicht berücksichtigt werden.  
 $\Rightarrow$  Das Segment wird diesem Gebäude zugeordnet (vgl. Abbildung 43d).
  - ii. Das Segment liegt nicht hauptsächlich (zu mehr als 75 % seiner Fläche  $A_{\mathcal{F}_{zus,k}}$ ) in der Pufferzone eines einzigen Gebäudes.  
 $\Rightarrow$  Das Segment wird in Teile zerlegt, und jedem Gebäude wird der Teil zugeordnet, der sich in seiner Pufferzone befindet. Teile des Segments, die in einander überlappenden Pufferzonen liegen, werden allen Gebäuden zugeordnet, deren Pufferzonen diesen kritischen Bereich aufspannen (vgl. Abbildung 43e). Dabei wird vermerkt, dass sich dieser Teil in einem kritischen Bereich befindet.

Die Summe der Flächeninhalte aller Segmente  $\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m}$ , die einem Gebäude  $i$  zugeordnet wurden und die entweder direkt an das Gebäudesegment angrenzen oder nicht in einem kritischen Pufferzonenbereich liegen, wird schließlich noch durch die ursprüngliche Grundfläche des Gebäudes  $A_{Geb_i} = \Delta_d^2 |\mathcal{G}_i|$  geteilt. Auf diese Weise ergibt sich der Wert des Merkmals *zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche*  $A_{zus,Geb_i}$  eines Gebäudes  $i$ .

Die typischen Ausprägungen dieses Merkmals für die einzelnen Schadensbilder finden sich in der Zusammenstellung in Anhang A.3. Es sei wiederum darauf hingewiesen, dass allein durch das Vorliegen einer zusätzlich eingenommenen Fläche die Schadensbilder *Rutschfläche*, *horizontale Schichtung* sowie die Klasse *unverändert* aus denselben Gründen wie bei der Nichterkennung der ursprünglichen Grundfläche nicht ausgeschlossen werden können. Hingegen können Schadensbilder, die sich durch außerhalb der ursprünglichen Grundfläche auftretende Trümmer- bzw. Gebäudeteile auszeichnen, ausgeschlossen werden, sofern dem betrachteten Gebäude keine zusätzlich eingenommene Fläche zugewiesen wird.

**Volumenzunahme in Pufferzone um das Gesamtgebäude** Die *Volumenzunahme*  $\Delta V_{\mathcal{B}_i,Geb_i}$  innerhalb der Pufferzone um ein Gesamtgebäude  $i$  basiert auf der Summe der Volumenzunahmen innerhalb der zusätzlich eingenommenen Flächensegmente  $\mathcal{F}_{zus,Geb_i}$ , die dem Gebäude zugeordnet wurden. Diese Summe wird in Relation zu dem Gesamtvolumen  $V_{vor,Geb_i}$  des Gebäudes zum Referenzzeitpunkt gesetzt. Insgesamt ergibt sich somit für  $\Delta V_{\mathcal{B}_i,Geb_i}$ :

$$\Delta V_{\mathcal{B}_i,Geb_i} = \frac{\Delta V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i}}}{V_{vor,Geb_i}} \quad (72)$$

Dabei gilt

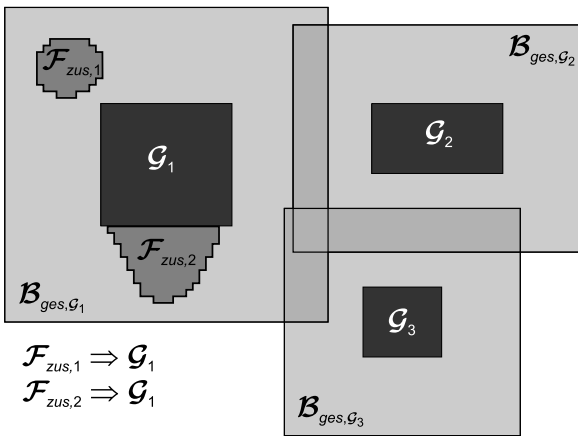
$$\Delta V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i}} = \sum_{\substack{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m} \in \\ \mathcal{F}_{zus,Geb_i}}} \Delta V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m}} = \sum_{\substack{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m} \in \\ \mathcal{F}_{zus,Geb_i}}} \left( V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m,nach}} - V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m,vor}} \right), \quad (73)$$

$$V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m,nach}} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_j \in \mathcal{F}_{zus,Geb_i,m}} z_{nach,\mathcal{P}_j}, \quad (74)$$

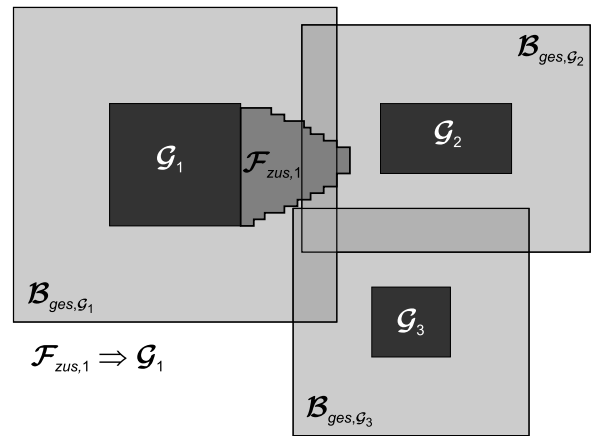
$$V_{\mathcal{F}_{zus,Geb_i,m,vor}} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_j \in \mathcal{F}_{zus,Geb_i,m}} z_{vor,\mathcal{P}_j}. \quad (75)$$

mit  $z_{vor,\mathcal{P}_j}$  und  $z_{nach,\mathcal{P}_j}$  nach Gleichung (52) und (54) sowie

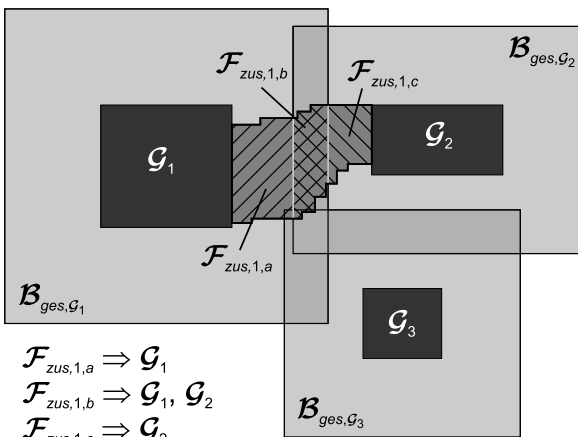
$$V_{vor,Geb_i} = \Delta_d^2 \sum_{\mathcal{P}_l \in \mathcal{G}_i} z_{vor,\mathcal{P}_l}. \quad (76)$$



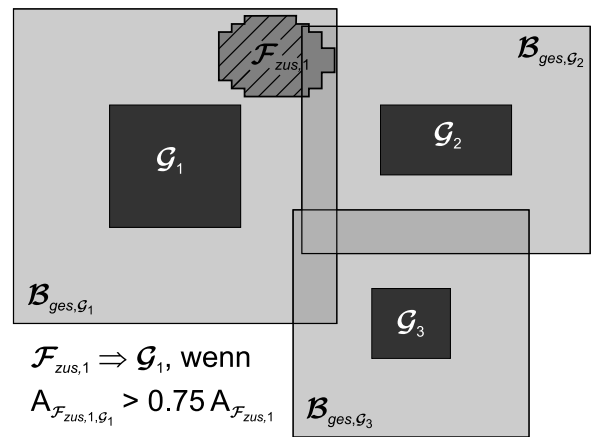
(a)



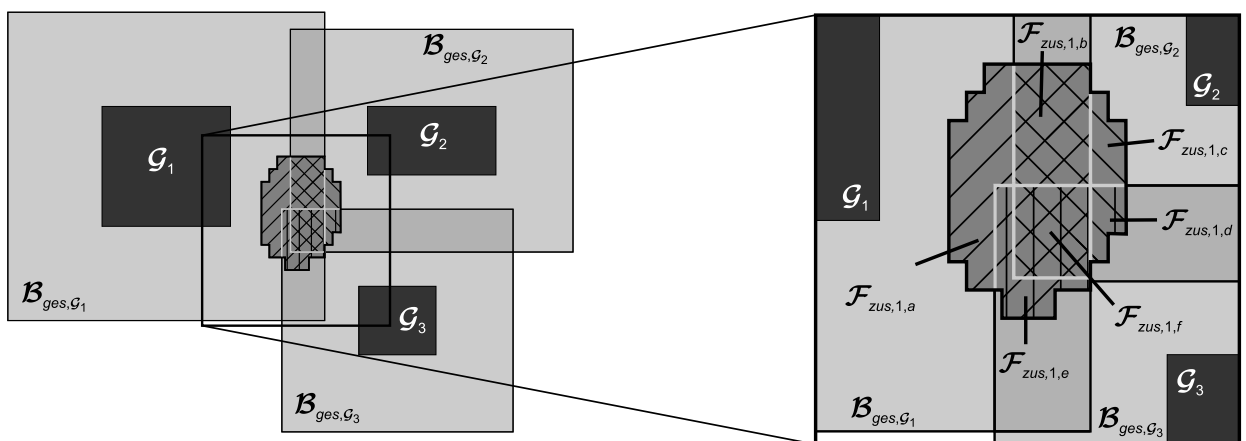
(b)



(c)



(d)



$\mathcal{F}_{zus,1,a} \Rightarrow \mathcal{G}_1$        $\mathcal{F}_{zus,1,d} \Rightarrow \mathcal{G}_2, \mathcal{G}_3$   
 $\mathcal{F}_{zus,1,b} \Rightarrow \mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2$        $\mathcal{F}_{zus,1,e} \Rightarrow \mathcal{G}_1, \mathcal{G}_3$   
 $\mathcal{F}_{zus,1,c} \Rightarrow \mathcal{G}_2$        $\mathcal{F}_{zus,1,f} \Rightarrow \mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2, \mathcal{G}_3$

(e)

Abbildung 43: Zuordnung der zusätzlich eingenommenen Flächensegmente zu den Gebäuden.

Ist die *Volumenzunahme in der Pufferzone um ein Gesamtgebäude* sehr gering, so können die Schadensbilder (*abgetrennter*) *Gebäudeumsturz* sowie *Schiefstellung* ausgeschlossen werden. Je größer  $\Delta V_{\mathcal{B}_i, \text{Geb}_i}$  wird, desto unwahrscheinlicher wird es, dass eine *Rutschfläche*, eine *geneigte Schichtung*, eine *horizontale Schichtung*, ein *Trümmerkegel* jeglicher Art oder ein *unverändertes Gebäude* bzw. ein *unveränderter Gebäudeteil* vorliegt. Ist  $\Delta V_{\mathcal{B}_i, \text{Geb}_i}$  sehr groß, so deutet dies stark auf einen *Gebäudeumsturz* hin.

**Maximale Volumenzunahme in einer Seitenpufferzone** Die *maximale Volumenzunahme in einer Seitenpufferzone*  $\Delta V_{\max, \mathcal{B}_S, \text{Geb}_i}$  dient der Unterstützung bzw. der Ablehnung der Hypothese, dass es sich bei dem Schadensbild eines Gebäudes um einen *Gebäudeumsturz* handelt. Die Volumenzunahme in einer Seitenpufferzone  $\mathcal{B}_{S_k}$  wird analog zur *Volumenzunahme in der Pufferzone um das Gesamtgebäude* berechnet. Dabei werden in den Gleichungen (74) und (75) nur die Pixel berücksichtigt, für die  $\mathcal{P}_j \in (\mathcal{F}_{\text{zus}, \text{Geb}_i, m} \cap \mathcal{B}_{S_k})$  gilt. Die *maximale Volumenzunahme in einer Seitenpufferzone* ist dann gleich der größten Volumenzunahme in einer der vier Seitenpufferzonen des Gebäudes:

$$\Delta V_{\max, \mathcal{B}_S, \text{Geb}_i} = \max_{\substack{k=2n \text{ bzw.} \\ k=2n-1}} \Delta V_{\mathcal{B}_{S_k}, \text{Geb}_i} \quad \text{mit} \quad n = 1, 2, 3, 4 \quad (77)$$

Liegt ein *Gebäudeumsturz* vor, so ist die *maximale Volumenzunahme in einer Seitenpufferzone* groß. Ist  $\Delta V_{\max, \mathcal{B}_S, \text{Geb}_i}$  hingegen gering, so kann ein *Gebäudeumsturz* ausgeschlossen werden.

#### 4.4.3.4 Merkmale basierend auf zusätzlichen Spektraldaten

Sind außer den Laserscannerdaten Multispektraldaten des betroffenen Gebiets für einen Zeitpunkt nach – und idealerweise auch zu einem Zeitpunkt vor – dem Eintritt der Katastrophe verfügbar, so können die im Folgenden beschriebenen Merkmale zusätzlich zu den geometrischen Merkmalen in die Klassifizierung der eingestürzten Gebäude integriert werden (vgl. Abschnitt 4.1, Abbildung 17). Aufgrund der höheren geometrischen Auflösung der Spektraldaten (vgl. Abschnitt 3.1.2) im Vergleich mit den nDOM wird vor allem für die verschiedenen Arten von *Trümmerkegeln* die Möglichkeit zu einer detaillierten Unterscheidung erhofft.

Für die Erkennung und Unterscheidung von Schädigungen basierend auf Multispektraldaten existieren dabei grundsätzlich zwei Möglichkeiten. Entweder werden Veränderungen der spektralen und die Textur beschreibenden Eigenschaften zwischen einem vor und einem nach dem Eintritt der Katastrophe aufgenommenen Bild analysiert (vgl. z. B. Rezaeian und Gruen, 2007; Chesnel et al., 2007) oder es werden nur die Eigenschaften in dem nach der Katastrophe erfassten Bild betrachtet (vgl. z. B. Yamazaki et al., 2007; Sumer und Turker, 2006). Im ersten Fall wird davon ausgegangen, dass sich die spektralen Eigenschaften ebenso wie die Eigenschaften der Textur verändern, wenn ein Gebäude einstürzt. Im zweiten Fall wird angenommen, dass sich eingestürzte und intakte Gebäude durch unterschiedliche Eigenschaften in einem Bild auszeichnen. In beiden Fällen wird vor allem die Kanteninformation zur Unterscheidung von eingestürzten und intakten Gebäuden eingesetzt. Die genannten Publikationen zeigen allerdings auch, dass eingestürzte Gebäude, bei denen die Dachstruktur erhalten bleibt, in den Multispektraldaten nicht oder nur unzuverlässig identifiziert werden können.

Für die Integration der multispektralen Information können zwei unterschiedliche Arten von Eigenschaften genutzt werden: solche, die sich auf die spektralen Werte selbst sowie ihre Änderungen beziehen, und solche, welche die Textur sowie deren Änderungen beschreiben. Da die Spektralwerte stark von den Lichtverhältnissen abhängen, die während der Aufnahme herrschen, können auch für unveränderte Gebäude größere Änderungen der Spektralwerte in zwei Datensätzen auftreten. Da die Textur robuster erscheint, liegt die Konzentration im Folgenden auf der Untersuchung möglicher Texturmerkmale, die für die Verbesserung der Unterscheidung von *unveränderten* Gebäuden sowie Gebäuden mit erhaltener Dachstruktur (z. B. *horizontale Schichtung*) auf der einen Seite und *Trümmerkegeln* auf der anderen Seite zum Einsatz kommen können.

In Abschnitt 4.4.3.1 wurde bereits erwähnt, dass eine große Anzahl an Möglichkeiten für die Beschreibung der Textur einer Oberfläche existiert. Für die Integration der spektralen Texturinformation wurden die *Haralick'schen Texturmerkmale* (vgl. Haralick et al., 1973), der *Laplace-Filter* (vgl. Abschnitt



4.4.3.1), die *lokale Krümmung* (vgl. z. B. Steinle, 2005), die *Standardabweichung* (vgl. z. B. Jähne, 2005) sowie die *Texturenergien nach Laws* (vgl. z. B. Laws, 1984; Handels, 2009, S. 169 ff.) untersucht. Hierfür wurden sie auf Beispieldatensätze mit intakten und eingestürzten Gebäuden angewandt. Anschließend wurde zunächst visuell eine Auswahl getroffen, welche Merkmale detaillierter betrachtet werden sollten und welche nicht Ziel führend sind.

Von den Haralick'schen Texturmerkmalen, die in Haralick et al. (1973) ausführlich beschrieben sind, lieferte die *Homogenität* (homogeneity) die besten Ergebnisse. Im Vergleich mit den anderen untersuchten Merkmalen waren die Ergebnisse dennoch deutlich schlechter, weshalb die Haralick'schen Merkmale nicht weiter betrachtet wurden. Die Ergebnisse, die für den *Laplace-Filter* mit der Filtermaske aus Gleichung (48) erzielt wurden, wurden im Rahmen der visuellen Analyse ebenso als erfolgversprechend eingeschätzt wie die mit der *lokalen Krümmung* erhaltenen Ergebnisse. Die *lokale Krümmung* ist gleich dem maximalen Betrag, der für die Differenz zweier aufeinander folgender Grauwertgradienten in einer der vier möglichen Richtungen um ein Zentralpixel erzielt wird (vgl. z. B. Steinle, 2005, S. 35). Auch die Ergebnisse, die sich mit der *Standardabweichung* der Grauwerte in einer  $3 \times 3$  Pixel großen Umgebung ergaben, werden im Folgenden aufgrund der visuellen Analyse detaillierter betrachtet. Die neun Filtermasken der *Texturenergien nach Laws* für eine  $3 \times 3$  Pixel große Umgebung entstehen durch die Faltung von jeweils zwei der folgenden drei Vektoren  $L_3 = [1 \ 2 \ 1]$ ,  $E_3 = [-1 \ 0 \ 1]$  und  $S_3 = [-1 \ 2 \ -1]$ . Abhängig davon, welche beiden Vektoren gefaltet werden, ergibt sich die Bezeichnung der Filtermasken (z. B.  $S_3L_3$ ). Alle neun möglichen Filtermasken finden sich in Laws (1984). Die visuelle Analyse der Ergebnisse, die mit diesen Masken erzielt wurden, ergab die besten Resultate für die Filtermaske  $S_3L_3$  gefolgt von den Masken  $E_3S_3$  und  $E_3L_3$ . Im Folgenden wird dennoch nur die Filtermaske  $S_3L_3$  betrachtet.

Die detailliertere Analyse der vier verbliebenen Texturmerkmale *Laplace-Filter*, *lokale Krümmung*, *Standardabweichung* sowie *Laws- $S_3L_3$ -Filter* erfolgt im Folgenden getrennt für wahre Orthophotos mit einer Bodenpixelgröße von  $50 \text{ cm} \times 50 \text{ cm}$  und solche mit einer Pixelgröße am Boden von  $16 \text{ cm} \times 16 \text{ cm}$  (vgl. Abschnitt 3.1.2). Um den Bezug zu den Dachflächen  $\mathcal{R}_{vor}$  der Referenzgebäude herzustellen, wird jeweils ein Texturwert pro Dachfläche ermittelt. Aufgrund seiner Robustheit fiel die Wahl zur Zusammenfassung der Texturwerte innerhalb einer Dachfläche auf den Median, da auf diese Weise die Auswirkung von Ausreißern reduziert wird, die z. B. durch Schornsteine oder Antennen verursacht werden.

**Niedriger aufgelöste Orthophotos (GSD: 50 cm)** Im Rahmen der detaillierteren Analyse werden nun die Ergebnisse untersucht, die sich für die vier ausgewählten Texturmerkmale ergeben, wenn diese auf Beispieldatensätze zweier unterschiedlicher Aufnahmezeitpunkte mit jeweils vier spektralen Kanälen angewandt werden.

Die Spannweiten der Werte, die mithilfe des *Laplace-Filters* für die ursprünglichen Dachflächen von intakten Gebäuden und solchen mit erhaltener Dachstruktur sowie für *Trümmerkegel* erzielt wurden, sind in Tabelle 5 für die vier spektralen Kanäle zusammengefasst. Es zeigt sich, dass die Trennschärfe zwischen den Trümmerkegeln und intakter bzw. erhaltener Dachstruktur für den roten Kanal am besten ist. Dies bestätigten auch die Ergebnisse der anderen drei Merkmale. Auch wenn dies unter Umständen an den zugrunde liegenden Daten liegen kann, erfolgt im Folgenden dennoch eine Beschränkung auf den roten Kanal, da keine anderen Werte zum Vergleich vorlagen.

Die Spannweiten, die sich für die vier Texturmerkmale bei Anwendung auf den roten Kanal ergeben, sind in Tabelle 6 zusammengestellt. Abbildung 44 zeigt die Ergebnisse der vier betrachteten Texturparameter für ein intaktes Gebäude und einen *geschichteten Trümmerkegel*.

Da auch die Dachflächen von intakten Gebäuden aufgrund von Dachgauben, Schornsteinen, Antennen oder der Dachziegel hohe Texturwerte haben können, empfiehlt es sich, im Rahmen der Schadenserkennung die Änderung der Texturwerte zwischen einem Zeitpunkt vor und einem nach der Katastrophe zu analysieren. Um die Variabilität der Texturwerte für unveränderte Gebäude zu bestimmen, wurden deren Texturwerte in Daten miteinander verglichen, die zu zwei unterschiedlichen Zeitpunkten für dasselbe Gebiet erfasst wurden (vgl. Abschnitt 5.2.1). Da der hierfür verwendete Datensatz keine Beispiele für den Übergang von einem intakten in ein eingestürztes Gebäude enthält, wurden die

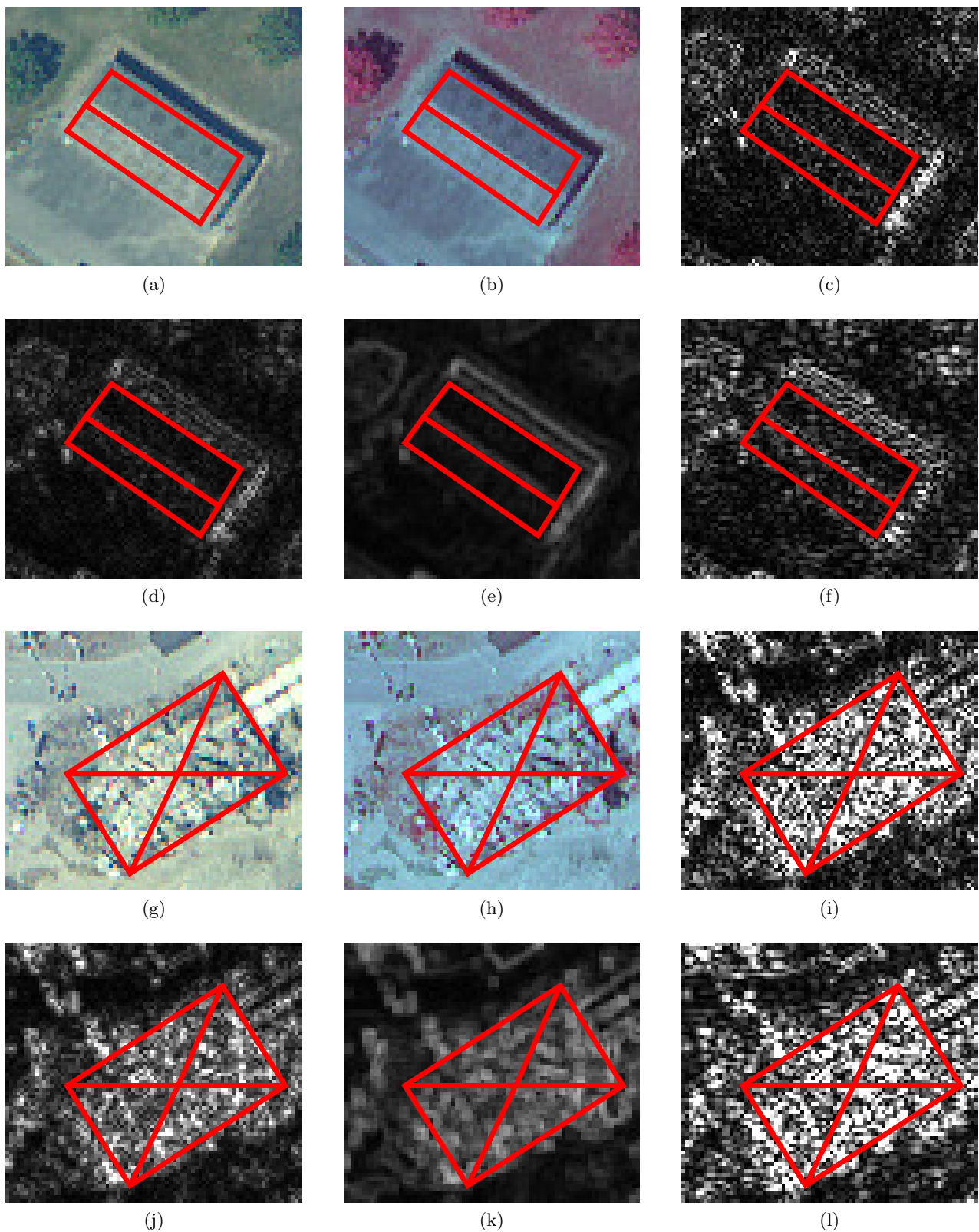


Abbildung 44: Texturbilder eines intakten Gebäudes (a)-(f) und eines geschichteten Trümmerkegels (g)-(l) für niedriger aufgelöste Orthophotos (GSD: 50 cm): (a),(g) Orthophoto (RGB), (b),(h) Orthophoto (CIR), (c)-(f), (i)-(l) Ergebnisse der Anwendung des *Laplace-Filters* (c,i), der *lokalen Krümmung* (d,j), der *Standardabweichung* (e,k) und des *Laws-S<sub>3</sub>L<sub>3</sub>-Filters* (f,l) auf den roten Kanal der Bilder (a) bzw. (g).

Spektraler Kanal	Texturwerte	
	Dachstruktur intakt bzw. erhalten	Trümmerkegel
Rot	20 - 55	85 - 130
Grün	20 - 50	75 - 130
Blau	15 - 35	45 - 85
Nahes Infrarot	10 - 30	35 - 60

Tabelle 5: Spannweiten der Texturwerte des *Laplace-Filters* für die spektralen Kanäle R, G, B, NIR niedriger aufgelöster Orthophotos (GSD: 50 cm).

Texturmerkmal	Texturwerte	
	Dachstruktur intakt bzw. erhalten	Trümmerkegel
Laplace-Filter	20 - 55	85 - 130
Lokale Krümmung	20 - 40	65 - 90
Standardabweichung	20 - 40	50 - 75
Laws-S <sub>3</sub> L <sub>3</sub> -Filter	25 - 50	75 - 100

Tabelle 6: Spannweiten der Texturwerte der vier Merkmale bei Anwendung auf den roten Kanal niedriger aufgelöster Orthophotos (GSD: 50 cm).

Texturen der ursprünglichen Dachflächen für die eingestürzten Gebäude rekonstruiert. Hierfür wurden die Texturen intakter Gebäude mit gleicher Dachform und ähnlichen Dachmaterialien, wie sie die eingestürzten Gebäude ursprünglich hatten, kopiert. Die Spannweiten, die sich für die Texturänderungen für die vier Texturmerkmale ergeben, enthält Tabelle 7. Anhand dieser Werte wird deutlich, dass alle vier Merkmale für die Unterscheidung zwischen Gebäuden mit intakter bzw. erhaltener Dachstruktur (Schadensbilder *Rutschfläche*, *horizontale Schichtung eines Geschosses*, *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse*, *überhängende Elemente* sowie *unveränderte* Gebäude) und Trümmerkegeln (Schadensbilder *Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken*, *Trümmerkegel*, *geschichteter Trümmerkegel*, *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen*, *abgetrennter Gebäudeumsturz*, *Gebäudeumsturz*) im Zuge der Schadensanalyse eingesetzt werden können. Zur Identifizierung der Schadensbilder *geneigte Schichtung*, *gestaffelte Schichtung* und *Schiefstellung* tragen diese Merkmale nicht bei.

Texturmerkmal	Änderung der Texturwerte	
	Dachstruktur unverändert bzw. erhalten	Trümmerkegel
Laplace-Filter	5 - 15	35 - 130
Lokale Krümmung	5 - 20	30 - 70
Standardabweichung	5 - 10	30 - 65
Laws-S <sub>3</sub> L <sub>3</sub> -Filter	5 - 20	40 - 100

Tabelle 7: Spannweiten der Texturänderungen der vier Merkmale bei Anwendung auf den roten Kanal niedriger aufgelöster Orthophotos (GSD: 50 cm).

**Höher aufgelöste Orthophotos (GSD: 16 cm)** Während Orthophotos mit einer Bodenpixelgröße von 50 cm × 50 cm für zwei unterschiedliche Zeitpunkte vorliegen, wodurch eine Analyse der Texturänderung – zumindest für unveränderte Gebäude – direkt möglich war, ist ein Orthophoto mit der höheren geometrischen Auflösung nur für einen Zeitpunkt verfügbar (vgl. Abschnitt 5.2.1). Daher werden für diese Datenart nur die absoluten Texturwerte, nicht aber die Texturänderungen analysiert.

Die Spannweiten der Texturwerte, die mit den vier ausgewählten Texturmerkmalen für den roten Kanal des höher aufgelösten Orthophotos erzielt werden, sind in Tabelle 8 zusammengefasst. Abbildung 45 zeigt die Ergebnisse für das intakte Gebäude sowie den *geschichteten Trümmerkegel* aus Abbildung 44. Es fällt auf, dass darin die größeren Platten des *geschichteten Trümmerkegels* durchaus erkennbar sind, was in den Ergebnissen für das niedriger aufgelöste Orthophoto nicht der Fall ist. Dennoch ergaben sich für die unterschiedlichen Arten von Trümmerkegeln keine deutlichen Unterschiede in den für die ursprünglichen Dachflächen zusammengefassten Texturwerten. Für eine Unterscheidung der verschiedenen Arten von Trümmerkegeln müssten somit andere Merkmale eingesetzt werden. Dies könnte z. B. die Größe von homogenen Segmenten sein, die zunächst extrahiert werden. Da der vorliegende Datensatz allerdings keine ausreichend große Anzahl an unterschiedlichen Trümmerkegeln enthält, um repräsentative Werte für Merkmale abzuleiten, mit denen diese unterschieden werden können, wurde auf die Untersuchung weiterer Merkmale für diesen Zweck im Rahmen dieser Arbeit verzichtet. Es bleibt somit festzuhalten, dass die Texturwerte, die mit den vier Texturmerkmalen für die ursprünglichen Dachflächen  $\mathcal{R}_{vor}$  bestimmt werden, wie bei der Verwendung niedriger aufgelöster Orthophotos nur für die Unterscheidung von Gebäuden mit intakter bzw. erhaltener Dachstruktur auf der einen Seite und Trümmerkegeln aller Art auf der anderen Seite eingesetzt werden können.

Texturmerkmal	Texturwerte	
	Dachstruktur intakt bzw. erhalten	Trümmerkegel
Laplace-Filter	10 - 25	50 - 90
Lokale Krümmung	15 - 30	70 - 130
Standardabweichung	5 - 10	20 - 40
Laws-S <sub>3</sub> L <sub>3</sub> -Filter	10 - 20	30 - 50

Tabelle 8: Spannweiten der Texturwerte der vier Merkmale bei Anwendung auf den roten Kanal höher aufgelöster Orthophotos (GSD: 16 cm).

#### 4.4.4 Klassifizierung

Nachdem die beschriebenen Merkmale für die *Segmente mit ebener Oberfläche*, die *Segmente mit unebener Oberfläche*, die *ursprünglichen Gebäudesegmente* sowie – bei Vorliegen von zusätzlichen Multispektraldaten – für die *ursprünglichen Dachflächen* extrahiert wurden, erfolgt nun mithilfe dieser Merkmale die Zuordnung der *Segmente mit ebener Oberfläche* und der *Segmente mit unebener Oberfläche* zu den modellierten Schadensbildern. Diese Zuordnung, die für eine datengetriebene Strategie typisch ist (vgl. Abschnitt 2.2.2), wird im Folgenden als *Klassifizierung* bezeichnet, da die unterschiedlichen Schadensbilder als Klassen aufgefasst werden können. Um die Merkmale der Gesamtgebäude bei der Klassifizierung ebenso berücksichtigen zu können wie die der einzelnen Dachflächen und der Segmente  $\mathcal{S}_{eb}$  bzw.  $\mathcal{S}_{uneb}$ , erfolgt eine hierarchische Vererbung der Merkmale der Gesamtgebäude und der einzelnen Dachflächen an die ihnen zugeordneten Segmente mit ebener bzw. unebener Oberfläche. Diese Integration der Merkmale der ursprünglichen Gebäudesegmente und Dachflächen in die Klassifizierung der Segmente mit ebener bzw. unebener Oberfläche ermöglicht, dass unterschiedliche Schadensbilder an einem Gebäude auftreten können, die Eigenschaften des Gesamtgebäudes aber dennoch berücksichtigt werden. Basierend auf den zehn Schadensbildern, die das Schadensklassifikationsschema von Schweier und Markus (2006a) umfasst, sowie ihren Untertypen (vgl. Abschnitt 2.5.2) werden bei der Klassifizierung die folgenden Klassen unterschieden:

0. Unverändert,
1. Rutschfläche,
2. geneigte Schichtung,
3. gestaffelte Schichtung,
4. horizontale Schichtung eines Geschosses,

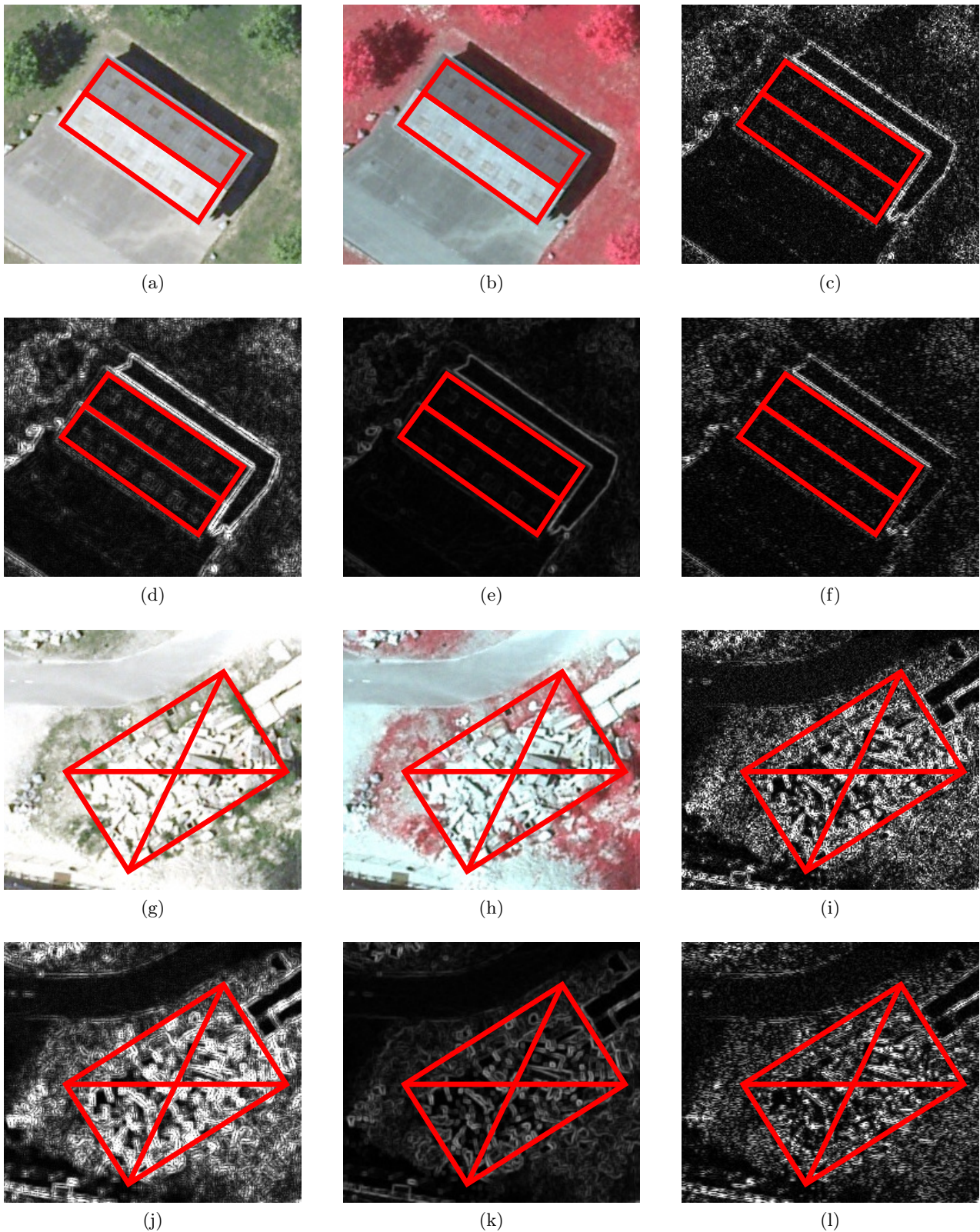


Abbildung 45: Texturbilder eines intakten Gebäudes (a)-(f) und eines geschichteten Trümmerkegels (g)-(l) für höher aufgelöste Orthophotos (GSD: 16 cm): (a),(g) Orthophoto (RGB), (b),(h) Orthophoto (CIR), (c)-(f), (i)-(l) Ergebnisse der Anwendung des *Laplace-Filters* (c,i), der *lokalen Krümmung* (d,j), der *Standardabweichung* (e,k) und des *Laws-S<sub>3</sub>L<sub>3</sub>-Filters* (f,l) auf den roten Kanal der Bilder (a) bzw. (g).



- 5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse,
- 6. Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken,
- 7ab. Trümmerkegel (7a. Trümmerkegel, 7b. geschichteter Trümmerkegel),
- 7c. Trümmerkegel mit vertikalen Elementen,
- 8. abgetrennter Gebäudeumsturz,
- 9a. Schiefstellung,
- 9b. Gebäudeumsturz.

Da sich das Schadensbild *10. überhängende Elemente* in aus der Luft erfassten Daten nicht von einem *unveränderten* Gebäude unterscheidet, wird dieses Schadensbild nicht berücksichtigt. Ebenfalls aufgrund der Eigenschaften der verwendeten Datenarten erfolgt keine weitere Unterteilung der unterschiedlichen *horizontalen Schichtungen* sowie der *Trümmerkegel ohne vertikale Elemente* (vgl. Abschnitt 2.5.2).

Als Wissensbasis für die Klassifizierung stehen der Schadenskatalog selbst mit seiner Datenbank sowie die Ergebnisse seiner Auswertung zur Verfügung (vgl. Abschnitt 2.5.2, Anhang A.3). Außerdem kann das zusätzliche, im Rahmen der Modellierung abgeleitete Wissen genutzt werden (vgl. Kapitel 3). Eine Ableitung von weiterem Wissen aus Trainingsbeispielen ist hingegen nicht möglich, da nur eine relativ geringe Anzahl an Trainingsbeispielen vorliegt (vgl. Abschnitt 5.2).

Für die Klassifizierung der extrahierten Segmente werden in Abschnitt 2.3 drei explizite Verfahren vorgeschlagen. Diese sind aufgrund des explizit vorliegenden Wissens für den hier verfolgten Zweck besser geeignet als implizite Verfahren (vgl. Abschnitt 2.6). Da kein vollständiges Wahrscheinlichkeitsmodell vorliegt und die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen sowie die A-priori-Wahrscheinlichkeiten aufgrund der geringen Anzahl an Trainingsbeispielen auch nicht aus solchen geschätzt werden können, wurde die Klassifizierung basierend auf der Bayes-Theorie aus den in Abschnitt 2.3.4 genannten Gründen nicht implementiert.

In den vorhergehenden Abschnitten wurde deutlich, dass nicht alle Schadensbilder mit jedem einzelnen Merkmal differenziert werden können. Häufig ist es nur möglich, Kombinationen von Schadensbildern zu unterscheiden. Außerdem können mit einigen Merkmalen bestimmte Schadensbilder ausgeschlossen werden, es kann mit ihnen aber keine Aussage über die restlichen Schadensbilder getroffen werden. Dies bedeutet, dass ein gewisses Maß an Unwissen vorhanden ist. Aufgrund dieser Tatsache erscheint die Dempster-Shafer-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung gut geeignet, da sie es in solchen Fällen erlaubt, einer Menge aus mehreren Schadensbildern, die mithilfe eines bestimmten Merkmals nicht unterschieden werden können, eine gemeinsame Vertrauensdichte zuzuweisen (vgl. Abschnitte 2.3.2 und 2.3.4).

Treten unterschiedliche Schadensbilder an einem Gebäude auf, so ist der Übergang zwischen diesen häufig fließend. Des Weiteren können die Schadensbilder mancher Gebäude selbst von verschiedenen Experten nicht eindeutig bestimmt werden. Durch das Auftreten dieser Unschärfen bietet sich der Einsatz der Fuzzy-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung besonders an (vgl. Abschnitte 2.3.3 und 2.3.4). Dies wird noch durch die natürlichsprachlichen Beschreibungen der Schadensbilder im Zusammenhang mit dem Schadensklassifikationsschema und dem Schadenskatalog unterstützt. Diese können mithilfe der Fuzzy-Theorie mathematisch formuliert und verarbeitet werden.

Aus den genannten Gründen wurde sowohl ein Verfahren basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie als auch eines basierend auf der Theorie der unscharfen Mengen und Logik implementiert. Beide Verfahren erfordern zunächst die Definition von Funktionen (Vertrauensdichtefunktionen bzw. Zugehörigkeitsfunktionen), mit deren Hilfe für gegebene Merkmalswerte der Grad des Vertrauens in die einzelnen Klassen bzw. der Grad der Zugehörigkeit zu den Klassen bestimmt werden kann (vgl. Abschnitte 2.3.2 und 2.3.3). Zunächst erscheint es sinnvoll, diese Funktionen statistisch aus den in der Schadenskatalogdatenbank vorliegenden Merkmalswerten abzuleiten. Die Analyse des Schadenskatalogs zeigte allerdings, dass häufig Kombinationen aus verschiedenen Schadensbildern an einem Gebäude auftreten und dass nicht für alle Datensätze alle Werte der charakteristischen Eigenschaften aus den zugrunde liegenden Bildern und Schadensberichten bestimmt werden konnten. Obwohl der Schadenskatalog insgesamt

über 150 Gebäude umfasst, ist die Zahl der Stichproben für die einzelnen Schadensbilder somit sehr gering. Daher ist es nicht möglich, die Funktionen aus diesen Daten mithilfe statistischer Methoden abzuleiten. Stattdessen wurden die Funktionen auf der Basis der in Anhang A.3 zusammengestellten Ergebnisse der Auswertung des Schadenskatalogs durchgeführt, die am Institut für Technologie und Management im Baubetrieb (TMB) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) unter Einbeziehung der dort vorhandenen Erfahrungen in der Schadensklassifizierung durchgeführt wurde. Merkmalen, die in dieser Tabelle nicht enthalten sind (z. B. spektrale Texturwerte bzw. deren Änderungen), wurden die in Abschnitt 4.4.3 beschriebenen Ausprägungen zugrunde gelegt. Im Folgenden werden sowohl die Definition der Funktionen als auch die weitere Verarbeitung sowie die Entscheidungsfindung für die beiden Verfahren vorgestellt, wobei von der Kenntnis der in den Abschnitten 2.3.2 und 2.3.3 erläuterten Grundlagen ausgegangen wird. Außerdem wird anders als in Abschnitt 2.3 mit der Fuzzy-Theorie begonnen, da die Zugehörigkeitsfunktionen der Definition der Vertrauensdichtefunktionen zugrunde gelegt werden können.

#### 4.4.4.1 Fuzzy-Theorie

Als Grundlage für die Klassifizierung basierend auf der Theorie der unscharfen Mengen und Logik muss für jedes Schadensbild eine Regel formuliert werden. Diese resultieren aus der Verknüpfung der Klauseln der für die Erkennung des entsprechenden Schadensbildes relevanten Merkmale. Für jedes Merkmal, das bei der Identifizierung eines Schadensbildes eine Rolle spielt, muss daher eine Zugehörigkeitsfunktion definiert werden. Diese Definition erfolgt durch die Modellierung der linguistischen Terme, die für die Beschreibung der Ausprägungen der charakteristischen Eigenschaften in der Zusammenstellung der Auswertungsergebnisse des Schadenskatalogs verwendet werden, als unscharfe Mengen. Haben mehrere Schadensbilder dieselben typischen Merkmalsausprägungen, so werden für diese identische Zugehörigkeitsfunktionen verwendet.

Mithilfe der Zugehörigkeitsfunktionen und der Merkmalswerte des betrachteten Segments können, wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, zunächst die Übereinstimmungsgrade der einzelnen Klauseln eines jeden Schadensbildes bestimmt werden. Für deren Aggregation zu einem Gesamtkompatibilitätsgrad für jedes Schadensbild wurden verschiedene Aggregationsoperatoren implementiert, um später im Zuge der praktischen Anwendung auf verschiedene Datensätze (vgl. Kapitel 5) untersuchen zu können, mit welchem die besten Ergebnisse erzielt werden können. Dies sind als t-Normen die Minimum-Norm  $T_{min}$  sowie das algebraische Produkt  $T_{prod}$  und als Durchschnittsoperatoren das arithmetische Mittel  $M_{arith}$ , das geometrische Mittel  $M_{geom}$  sowie der Median  $M_{med}$ . S-Normen wie die Maximum-Norm können nicht sinnvoll eingesetzt werden, da bei der Verwendung identischer Zugehörigkeitsfunktionen für verschiedene Schadensbilder mit ihnen häufig keine Entscheidung möglich ist, weil mehrere Schadensbilder gleichzeitig den größten Zugehörigkeitswert aufweisen (vgl. Abschnitt 2.3.3). Dies ist z. B. der Fall, wenn sich für den Merkmalswert des zu klassifizierenden Segments mithilfe dieser Zugehörigkeitsfunktion der Übereinstimmungsgrad eins ergibt. Da, wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, Klassen mit einer geringeren Anzahl aussagekräftiger Merkmale bei der Verwendung des algebraischen Produkts bevorzugt werden, werden hier drei Varianten des algebraischen Produkts untersucht. Bei der ersten, die mit  $T_{prod,max}$  bezeichnet wird, erhält ein Schadensbild, für dessen Erkennung ein Merkmal keine Rolle spielt, einen zusätzlichen Übereinstimmungsgrad. Dieser ist gleich dem Maximum der Übereinstimmungsgrade, die sich mit dem Merkmalswert des zu klassifizierenden Objekts für die Schadensbilder ergeben, die durch das Merkmal charakterisiert werden. In diesem Fall wird die Klasse, für die das Merkmal irrelevant ist, zumindest im Vergleich mit den Schadensbildern nicht bevorzugt, für die der maximale Übereinstimmungsgrad erzielt wird. Bei der zweiten Variante, die mit  $T_{prod,mean}$  bezeichnet wird, ergibt sich der zusätzliche Übereinstimmungsgrad als arithmetisches Mittel der Übereinstimmungsgrade der Klassen, für deren Identifizierung das Merkmal eine Rolle spielt. Dadurch wird die Klasse, für die das Merkmal nicht relevant ist, hinsichtlich einiger Klassen bevorzugt, für die es eine Rolle spielt, hinsichtlich anderer wird es hingegen benachteiligt. Die dritte Variante besteht darin, den Klassen, für die das Merkmal keine Rolle spielt, einen zusätzlichen Übereinstimmungsgrad von 0.5 zuzuweisen. Sie wird daher mit  $T_{prod,0.5}$  bezeichnet. Als Inferenzoperator wird die Minimum-Norm verwendet. Für die Akkumulation der einzelnen Regeln wird die Maximum-Norm eingesetzt. Die Defuzzifizierung erfolgt mithilfe der Maximummethode.

#### 4.4.4.2 Dempster-Shafer-Theorie

Der erste Schritt bei der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie ist, wie oben erwähnt, die Definition einer Vertrauensdichtefunktion für jedes Merkmal. Diese Funktionen hängen dabei nicht nur von den Elementen der Potenzmenge des Ereignisraums ab, sondern auch von den Werten, die das entsprechende Merkmal annehmen kann. Bei der Festlegung der Vertrauensdichtefunktionen ist darauf zu achten, dass diese für jeden möglichen Merkmalswert die Anforderungen in Gleichung (6) erfüllen.

Dabei wird für jedes Merkmal zunächst analysiert, welche Schadensbilder mit diesem in Abhängigkeit von den Merkmalswerten unterschieden werden können. Sind mehrere Schadensbilder mithilfe dieses Merkmals nicht trennbar, so wird der Vereinigung dieser Klassen eine Vertrauensdichte größer null zugewiesen. Spielt ein Merkmal für die Identifizierung eines Schadensbildes überhaupt keine Rolle, so ist dieses Schadensbild Teilmenge aller fokaler Elemente  $A_i$  der Vertrauensdichtefunktion. Die Vertrauensdichtefunktionen können auch abschnittsweise definiert werden, wenn mehrere Schadensbilder in einem gewissen Merkmalsbereich nicht trennbar sind, in einem anderen hingegen schon. Außerdem können die Vertrauensdichtefunktionen basierend auf den einfacher zu definierenden Zugehörigkeitsfunktionen der unscharfen Mengen (vgl. Abschnitt 4.4.4.1) festgelegt werden. Dabei muss neben der Zusammenfassung der Funktionen für nicht trennbare Klassen eine Normierung der Summe der Vertrauensdichten bei einem bestimmten Merkmalswert auf eins erfolgen.

Im Rahmen der Klassifizierung eines Segments werden dann zunächst für jeden Merkmalswert die entsprechenden Vertrauensdichten bestimmt. Auf diese Weise ergibt sich für jedes Merkmal eine Vertrauensdichtefunktion, die nur noch von den Elementen der Potenzmenge des Ereignisraums abhängt. Diese Vertrauensdichtefunktionen der unterschiedlichen Merkmale werden anschließend mithilfe der Kombinationsregel von Dempster nach Gleichung (7) miteinander verknüpft. Anschließend erfolgt für jedes dieser Segmente die Bestimmung des Schadensbildes, dem es zugeordnet wird. Hierfür wurden alle drei der in Abschnitt 2.3.2 aufgeführten Entscheidungsregeln implementiert, um im Rahmen der praktischen Untersuchungen analysieren zu können, welche die besten Ergebnisse liefert. Neben den atomaren Elementen des Ereignisraums wird als Entscheidung auch die Kombination der Schadensbilder *4. horizontale Schichtung eines Geschosses* und *5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* zugelassen, da deren Trennung mithilfe der verwendeten Daten und Merkmale zumindest schwierig, zum Teil aber auch unmöglich ist. Neben dem Schadensbild, dem das Segment zugeordnet wird, wird außerdem noch das zugehörige Vertrauensintervall bestimmt, mithilfe dessen eine Aussage über die Zuverlässigkeit der Entscheidung getroffen werden kann.

#### 4.4.5 Gebäudeweise Analyse der Schadensbilder

Im Laufe der Klassifizierung werden die einzelnen Segmente  $\mathcal{S}_{eb}$  und  $\mathcal{S}_{uneb}$  unabhängig voneinander den verschiedenen Schadensbildern zugeordnet. Durch dieses Vorgehen wird berücksichtigt, dass ein Gebäude mehrere unterschiedliche Schadensbilder nebeneinander aufweisen kann (vgl. Abschnitt 2.5.2). Allerdings kann es somit auch vorkommen, dass der Großteil der Segmente eines Gebäudes, das nur von einem Schadensbild betroffen ist, korrekt demselben Schadensbild zugewiesen wird, einige kleinere Segmente hingegen falsch klassifiziert werden. Dieses Problem tritt vor allem an Gebäuderändern auf (vgl. Abbildung 46a) sowie bei intakten Gebäuden mit Satteldächern entlang des Dachfirsts (vgl. Abbildung 46b).

Um dies zu umgehen, werden im Anschluss an die Klassifizierung für jedes Gebäude zusammenhängende Bereiche mit identischem Schadensbild bestimmt. Anschließend wird eine Schadensstatistik erstellt, die angibt, welche Schadensbilder an dem Gebäude auftreten und welchen Anteil die einzelnen zusammenhängenden Bereiche an der ursprünglichen Grundfläche des Gebäudes haben. Daraufhin wird, beginnend mit dem Bereich mit dem geringsten Flächenanteil an der ursprünglichen Grundfläche, für jeden solchen Bereich überprüft, ob sein Flächenanteil größer als ein vorgegebener Mindestflächenanteil  $t_{minfl}$  ist (z. B.  $t_{minfl} = 5\%$ ). Ist dies nicht der Fall, so wird der Bereich bestimmt, der die längste gemeinsame Grenze mit dem betrachteten Bereich aufweist. Ist der Flächenanteil dieses Bereichs größer als der Mindestflächenanteil, so wird der betrachtete Bereich diesem zugeordnet. Dies bedeutet, dass er



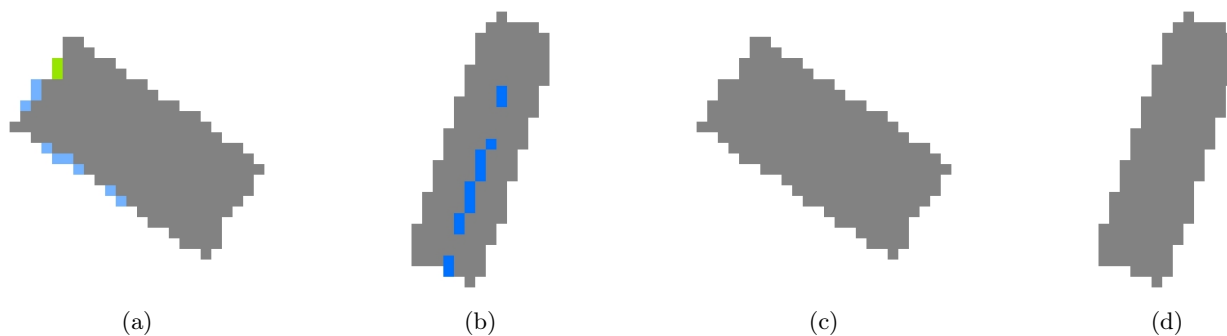


Abbildung 46: Ergebnis der gebäudeweisen Analyse für zwei unveränderte Gebäude mit Satteldach. (a),(b) Ergebnis der Klassifizierung vor der gebäudeweisen Analyse (grau: *unverändert*, dunkles blau: *Rutschfläche*, helles blau: *geneigte Schichtung*, grün: *horizontale Schichtung eines Geschosses*); (c),(d) Ergebnis der Klassifizierung nach der gebäudeweisen Analyse.

das Schadensbild des größeren Bereichs erhält. Hat der Bereich mit der längsten gemeinsamen Grenze einen Anteil von weniger als  $t_{minfl}$  an der ursprünglichen Gebäudegrundfläche, so wird überprüft, ob er mehr als doppelt so groß ist wie der betrachtete Bereich. Trifft dies zu, so wird der betrachtete Bereich ebenfalls diesem Bereich zugeordnet. Andernfalls werden die Bereiche mit den nächst größten Grenzlängen in analoger Weise überprüft. Am Ende dieses Prozesses wird die Schadensstatistik aktualisiert, welche die an einem Gebäude auftretenden Schadensbilder mit ihren Anteilen an der ursprünglichen Grundfläche des Gebäudes enthält. Das Ergebnis, das dieser Verarbeitungsschritt für die in den Abbildungen 46a und 46b dargestellten Gebäude liefert, ist in den Abbildungen 46c und 46d zu sehen. Es wird deutlich, dass auf diese Weise zumindest in Fällen, in denen ein Gebäude ein dominierendes Schadensbild aufweist, eine aggregierte Aussage für das Gesamtgebäude getroffen werden kann.

Die Wahl des verwendeten Schwellwertes  $t_{minfl}$  kann abhängig von weiteren Anwendungen erfolgen, die auf den Ergebnissen der Schadensanalyse aufbauen. Ist es z. B. das Ziel einer Folgeanwendung, einen Überblick über die Schadensbilder der Gebäude in einem größeren Gebiet zu erhalten, so ist ein größerer Mindestflächenanteil sinnvoll, um eine Ablenkung durch Details zu vermeiden. Sollen mithilfe der Ergebnisse hingegen die Rettungseinsätze einzelner Gebäude geplant werden, so kann  $t_{minfl}$  kleiner gewählt werden, da die Details in diesem Fall einen besseren Eindruck von der Schädigung des Gebäudes vermitteln können.

#### 4.4.6 Visualisierung und Bereitstellung der Ergebnisse

Für die Visualisierung der Ergebnisse stehen zwei Möglichkeiten zur Verfügung. Bei der ersten handelt es sich um eine farbcodierte 2D-Darstellung in Form eines Rasterbildes (vgl. Abbildung 46). Dieses ermöglicht eine schnelle Übersicht über die Schadenslage. Die zweite Möglichkeit besteht in der dreidimensionalen Darstellung des Rasterbildes mithilfe der Höhendaten, die den Zustand nach der Katastrophe repräsentieren. Außerdem ist eine Überlagerung mit den Höhendaten vor der Katastrophe möglich. Diese Visualisierungsart eignet sich vor allem für eine detailliertere Betrachtung und Beurteilung der Ergebnisse, da sie z. B. die Überprüfung der Plausibilität der Ergebnisse sowie die Detektion von Fehlklassifikationen ermöglicht. So scheint es plausibel, dass es sich bei dem Schadensbild des Gebäudes in den Abbildungen 47a und 47b tatsächlich um einen Gebäudeumsturz handelt, während der für das Gebäude in den Abbildungen 47c und 47d detektierte Gebäudeumsturz als falsch eingestuft werden kann. Ein mögliches Vorgehen ist somit z. B. die Gewinnung eines groben Überblicks mithilfe der 2D-Darstellung und eine genauere Betrachtung der unsicher klassifizierten Gebäude mittels der 3D-Darstellung. Für die Bestimmung der unsicher klassifizierten Gebäude können die Werte, die eine Aussage über die Zuverlässigkeit der Entscheidung machen (Verhältnis des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert bei der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie bzw. Breite des Vertrauensintervalls bei der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie), herangezogen werden.

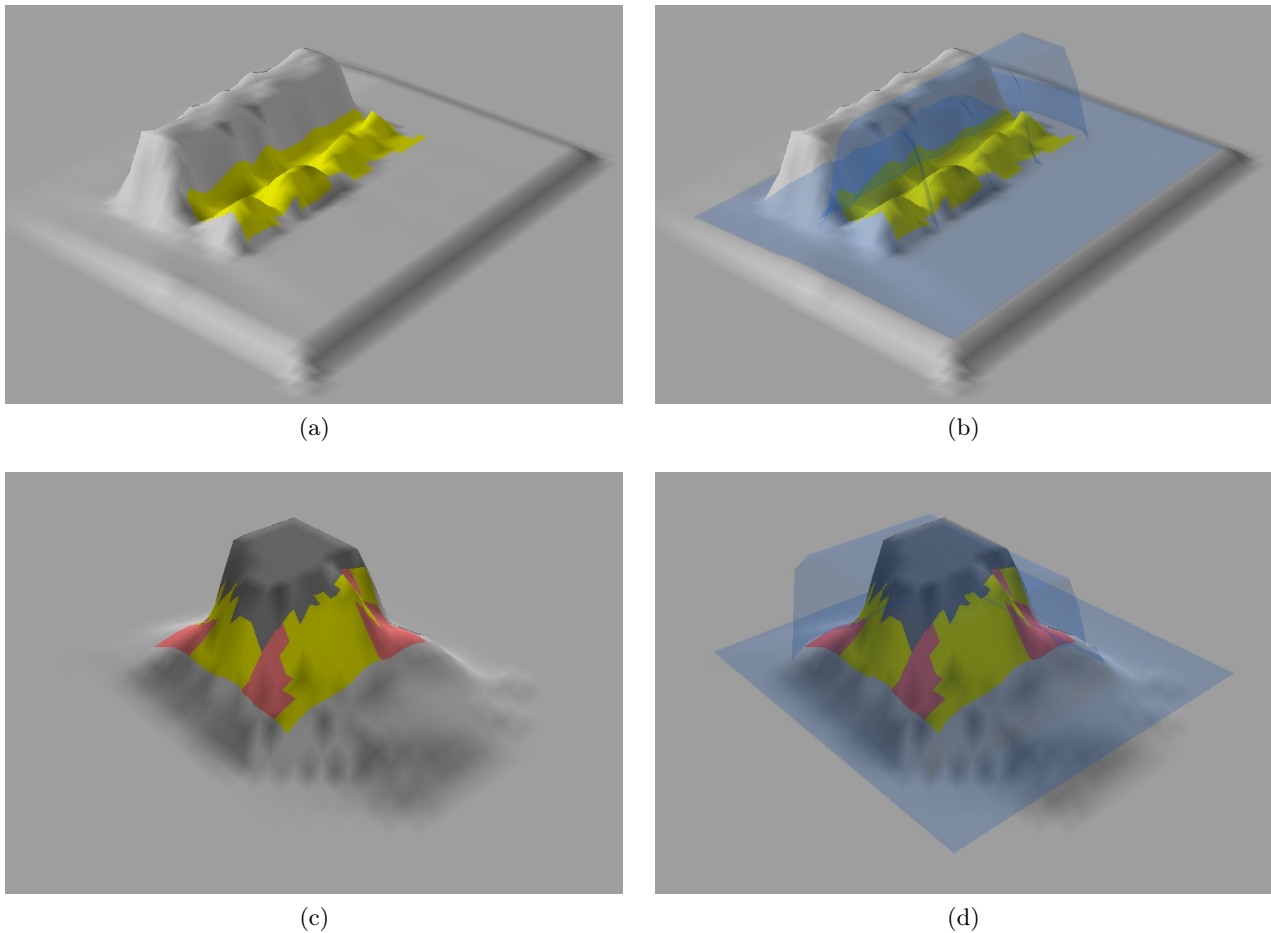


Abbildung 47: 3D-Visualisierung der Klassifizierungsergebnisse eines Gebäudeumsturzes (a,b) und eines Gebäudes mit einer geneigten Schichtung sowie unveränderten Teilen (c,d) (dunkelgrau: *unverändert*, gelb: *Gebäudeumsturz*, rosa: *gestaffelte Schichtung*) ohne Darstellung der Referenzdaten (a,c) bzw. mit Überlagerung der Referenzdaten in blau (b,d). Fotos der eingestürzten Gebäude sind in den Abbildungen 58b und 55g zu finden.

Neben der visuellen Darstellung der Ergebnisse erfolgt eine alphanumerische Ausgabe der Schadensstatistik (vgl. Abschnitt 4.4.5) sowie einiger Merkmalswerte, die für darauf aufbauende Anwendungen – z. B. eine Opfer- und Ressourcenabschätzung oder die Unterstützung bei der Planung der Rettungseinsätze – von Interesse sind. Dazu gehören u. a. die *Volumen-* sowie die *Höhenreduktion* und die *zusätzlich durch Trümmer eingenommene Fläche* außerhalb der ursprünglichen Grundfläche des Gebäudes. Außerdem werden die Werte ausgegeben, die angeben, wie vertrauenswürdig die Entscheidung für das ermittelte Schadensbild ist.

Auf diese Weise können die Ergebnisse auch in ein umfassenderes System zur Unterstützung des Katastrophenstabs sowie der Einsatzleitung vor Ort integriert werden. Ein Beispiel für ein solches System ist das *Disaster Management Tool* (DMT), das im Rahmen des Sonderforschungsbereichs 461 „Starkbeben“ entwickelt wurde (Gehbauer et al., 2007; Markus et al., 2006). Dieses umfasst neben Simulations- und Kommunikationskomponenten auch eine Komponente für die Entscheidungsunterstützung. Zu letzterer gehört u. a. die geometriebasierte Opfer- und Ressourcenabschätzung von Schweier und Markus (2006b). Die Definition der Schnittstelle der in dieser Arbeit beschriebenen Schadensanalyse zum Disaster Management Tool ist in Rehor et al. (2008b) beschrieben. Sind die gewonnenen Informationen in der zentralen Datenbank des DMT gespeichert, so stehen sie damit für die anderen Komponenten zur Weiterverarbeitung zur Verfügung und können u. a. auch in der Lagekarte zwei- oder dreidimensional dargestellt werden.

## 4.5 Zusammenfassung der Strategieentwicklung

In den vorhergehenden Abschnitten dieses Kapitels wurde erläutert, wie ein Verfahren zur automatischen Erkennung und Analyse der Schädigungen eingestürzter Gebäude aussehen kann. Es sollen nun die wichtigsten Punkte hinsichtlich der in Abschnitt 1.2 formulierten Ziele nochmals kurz zusammengefasst werden:

- Vor der Generierung geometrischer Modelle der Gebäude in einem von einer Katastrophe betroffenen Gebiet und der detaillierten Analyse der Änderungen dieser Gebäude sollte eine Kontextanalyse durchgeführt werden, deren Ziel die Extraktion der Vegetation ist. Hierfür wurden zwei Verfahren vorgestellt, deren Eignung vom Belaubungszustand der Vegetation und den zur Verfügung stehenden Daten abhängt.
- Das Verfahren, welches für die Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach einer Katastrophe entwickelt wurde, umfasst die folgenden Teilschritte:
  - Rasterbasierte Extraktion ebener Flächensegmente aus den Schadensdaten.
  - Generierung eines TIN unter Berücksichtigung der Ergebnisse der rasterbasierten Flächensegmentierung.
  - Extraktion zusätzlicher ebener Flächensegmente basierend auf dem generierten TIN, die im Zuge der rasterbasierten Flächensegmentierung nicht extrahiert werden konnten.
- Das entwickelte Verfahren zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude wird durch die folgenden Teilschritte realisiert:
  - Vorverarbeitung bestehend aus den Schritten:
    - \* Vereinfachung der geometrischen Modelle intakter Gebäude,
    - \* Extraktion der für die folgende Analyse relevanten Bereiche,
    - \* Bestimmung der Oberflächeneigenschaften in den relevanten Bereichen der Schadensdaten.
  - Generierung von Segmenten, durch den Vergleich der Oberflächeneigenschaften vor und nach dem Eintritt der Katastrophe.
  - Extraktion von Merkmalen für
    - \* Segmente mit ebener Oberfläche vor und nach der Katastrophe,
    - \* Segmente mit unebener Oberfläche zu mindestens einem Zeitpunkt,
    - \* Gesamtgebäude,
    - \* Dachflächen der Gebäude vor der Katastrophe basierend auf zusätzlichen Multispektraldaten.
  - Zuweisung der Segmente zu einem der elf unterschiedenen Schadensbilder oder zu der Klasse *unverändert* im Rahmen einer Klassifizierung basierend auf der
    - \* Fuzzy-Theorie,
    - \* Dempster-Shafer-Theorie.
  - Gebäudeweise Bestimmung der relevanten Schadensbilder und Erstellung einer Statistik mit den Anteilen der relevanten Schadensbilder an der ursprünglichen Gebäudefläche.
  - Visualisierung der Ergebnisse sowie Aufbereitung und Bereitstellung für die Nutzung in nachfolgenden Anwendungen.

Um die Fragen aus Abschnitt 1.2, die nun noch offen sind, beantworten zu können, muss eine praktische Untersuchung der entwickelten Verfahren erfolgen. Die Ergebnisse dieser Untersuchungen werden im folgenden Kapitel 5 vorgestellt und diskutiert.



## 5 Präsentation und Diskussion der Ergebnisse

### 5.1 Offene Fragen

Dieses Kapitel soll Antworten auf die folgenden in Abschnitt 1.2 gestellten und bislang noch nicht beantworteten Fragen liefern:

- Welche Informationen über auftretende Schäden können allein aus nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten gewonnen werden?
- Liefert das entwickelte Verfahren zur detaillierten Schadensanalyse richtige Ergebnisse bei der Anwendung auf Daten eingestürzter Gebäude?
- Welchen Einfluss haben Objekte, die sich in der Umgebung der Gebäude befinden auf die Klassifizierungsergebnisse?
- Kann durch die Integration zusätzlicher multispektraler Daten eine Verbesserung der Klassifizierungsergebnisse erreicht werden?
- Werden bei der Anwendung auf Daten unveränderter Gebäude korrekte Ergebnisse erzielt?

Zunächst werden hierfür die Datensätze beschrieben, auf welche die unterschiedlichen Verfahren angewandt wurden (Abschnitt 5.2). Anschließend erfolgt eine detaillierte Präsentation und Diskussion der erzielten Ergebnisse. Dabei wird zunächst auf die Ergebnisse der Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden eingegangen (Abschnitt 5.3), bevor die Ergebnisse der detaillierten Schadensanalyse erläutert werden (Abschnitt 5.4). Neben den oben aufgeführten Fragen soll dabei auch geklärt werden, mit welcher der beiden Klassifizierungsmethoden bessere Ergebnisse erzielt werden können und welche Operatoren bzw. Entscheidungsregeln innerhalb dieser Methoden die geeignetsten sind. Des Weiteren soll untersucht werden, inwiefern die Ergebnisse von der Wahl der Parameter und Schwellwerte abhängen, die für die Anwendung der Verfahren gewählt werden müssen. Die momentan noch offenen Fragen werden am Ende des Kapitels beantwortet (Abschnitt 5.5).

### 5.2 Verwendete Datensätze

In diesem Abschnitt werden die zur Verifizierung der entwickelten Verfahren verwendeten Datensätze beschrieben. Es wird dabei zwischen real erfassten (Abschnitt 5.2.1) und synthetisch erzeugten Daten (Abschnitt 5.2.2) unterschieden. Neben der Beschreibung der Schadensdaten wird auch auf die Erzeugung der Referenzgebäudemodelle eingegangen. Des Weiteren werden die Eigenschaften spektraler Zusatzdaten erläutert, sofern diese vorhanden sind.

#### 5.2.1 Reale Daten

Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren wurden mit Daten real geschädigter Gebäude verifiziert. Als Testgebiet wurde das Übungsdorf Epeisses gewählt, das sich in der Nähe von Genf an der Französischen Grenze befindet. Auf diesem Übungsgelände, das eine Ausdehnung von ca. 500 m × 800 m hat, befinden sich mehrere intakte und eingestürzte Gebäude, wobei letztere unterschiedliche Schadensbilder aufweisen. Einige der eingestürzten Gebäude zeigt Abbildung 48. Das Gelände gehört dem Schweizer Militär und dient zur Übung von Rettungs- und Bergungsmaßnahmen nach Katastrophenfällen. Hierfür wurden Gebäude mit unterschiedlichen Schädigungen entweder direkt so konstruiert, oder sie wurden zunächst gebaut und anschließend z. B. durch eine Sprengung zerstört (vgl. Abbildung 49). Auf diese Weise sollen möglichst realistische Schädigungen erzeugt werden, um die Übungen von Rettungseinsätzen ebenfalls möglichst realitätsnah durchführen zu können. Daher wird das Übungsdorf auch ständig verändert und weiterentwickelt, wobei neue Erfahrungen aus durchgeführten Einsätzen in Katastrophengebieten eingebracht werden.

Zur Erfassung von Laserscannerdaten des Übungsdorfs Epeisses wurden zwei Befliegungen von der Firma TopoSys durchgeführt. Die erste Befliegung fand im Juni 2004 statt, die zweite im November





(a)



(b)

Abbildung 48: Eingestürzte Gebäude auf dem Übungsgelände Epeisses.

2004. Bei beiden Befliegungen wurde der Sensor Falcon II verwendet, um Laserscannerdaten im First- und Last-Echo-Modus sowie Laserintensitätswerte zu erfassen. Außerdem erfolgte jeweils gleichzeitig eine Abtastung mit einem digitalen RGB/NIR-Zeilenscanner, der Daten in den vier Kanälen *Blau* (450-490 nm), *Grün* (500-580 nm), *Rot* (580-660 nm) und *nahes Infrarot* (770-890 nm) aufzeichnet. Die Flughöhe betrug bei beiden Befliegungen ca. 900 m über Grund. Eine Zusammenstellung der Eigenschaften des Lasersystems Falcon II enthält Tabelle 9.

Aus den ursprünglichen Punktwolken wurden von der Firma TopoSys zunächst digitale Oberflächenmodelle (DOM) mit einer Rasterweite von 1 m erzeugt. Die DOM haben laut Firmenangaben eine absolute Genauigkeit von besser  $\pm 0.50$  m in der Lage und besser  $\pm 0.15$  m in der Höhe sowie eine Standardabweichung von 8 cm in der Höhe. Um die als Grundlage für die Schadensanalyse benötigten nDOM zu erhalten, wurde mithilfe des Verfahrens der konvex-konkaven Hülle (vgl. von Hansen und Vögtle, 1999) ein digitales Geländemodell aus dem Last-Echo-DOM abgeleitet und anschließend von den DOM subtrahiert. Aus den multispektralen Zeilenscannerdaten wurden von der Firma TopoSys



(a)



(b)

Abbildung 49: Gebäude auf dem Übungsgelände Epeisses (a) vor und (b) nach dem Einsturz (Foto (a): Schweizer Katastrophenschutz).

Reichweite	Auflösung Entfernungsmessung	Scanwinkel	Zeilenrate	Laserpulsrate	Effektive Messrate	Wellenlänge des Lasers	Datenaufzeichnung
1600 m	1.95 cm	14.3 °	653 Hz	83000 Hz	83000 Hz	1560 nm	First-Echo Last-Echo Intensität

Tabelle 9: Eigenschaften des Lasersystems Falcon II der Firma TopoSys (aus TopoSys GmbH, 2004).

mithilfe der DOM wahre Orthophotos mit einer Pixelgröße am Boden von  $0.50 \text{ m} \times 0.50 \text{ m}$  erzeugt. In Abbildung 50 ist das RGB-Orthophoto des Testgebiets dargestellt, das aus den im Juni 2004 erfassten Daten abgeleitet wurde. Die Gebäude sind darin markiert und durchnummeriert. Eine Übersicht über die tatsächlich vorliegenden Schadensbilder dieser Gebäude enthält Tabelle 10. Abbildung 51 zeigt eine 3D-Ansicht des zugehörigen Last-Echo-nDOM. Die Vegetationsbereiche, die in den nDOM noch enthalten sind, wurden für die im Juni erfassten Daten, in denen die Vegetation belaubt ist, mit dem in Abschnitt 4.2.2.2 erläuterten Verfahren extrahiert. Für die Daten, die im November 2004 erfasst wurden als die Vegetation unbelaubt war, kam das Verfahren basierend auf First-Last-Echo-Differenzen zum Einsatz (vgl. Abschnitt 4.2.2.3).

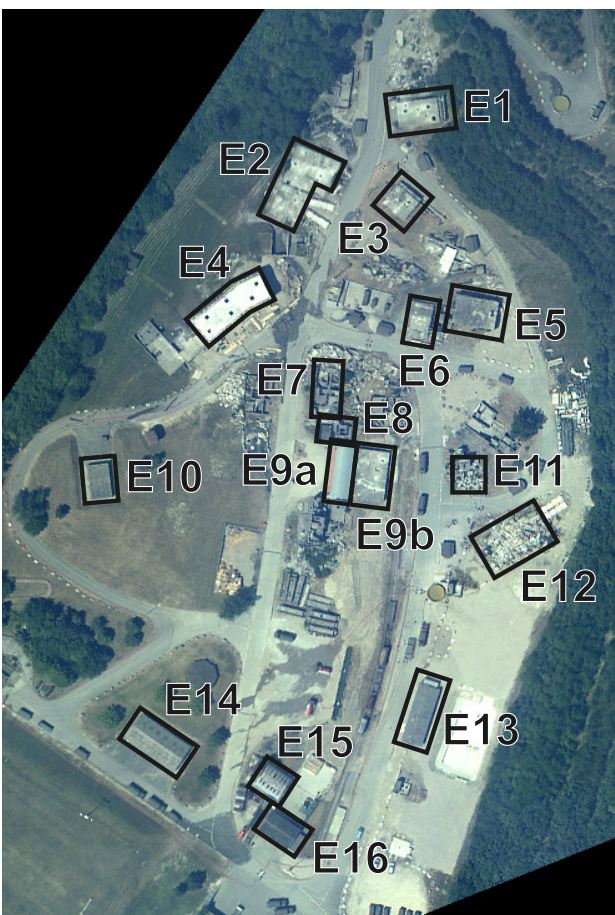


Abbildung 50: Orthophoto (RGB) des Übungsgebietes aufgenommen im Juni 2004.

Gebäude	Tatsächliches Schadensbild
E1	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse + 9a. Schiefstellung
E2	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse
E3	1. Rutschfläche
E4	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse
E5	0. unverändert
E6	3. gestaffelte Schichtung
E7	7c. Trümmerkegel mit vertikalen Elementen
E8	7c. Trümmerkegel mit vertikalen Elementen
E9a	0. unverändert
E9b	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse
E10	0. unverändert
E11	7ab. Trümmerkegel + 7c. Trümmerkegel mit vertikalen Elementen
E12	7ab. Trümmerkegel
E13	0. unverändert
E14	0. unverändert
E15	0. unverändert
E16	0. unverändert

Tabelle 10: Tatsächliche Schadensbilder der Gebäude in Abbildung 50.

Während sich bei der ersten Befliegung keine Personen oder Störobjekte auf dem Gelände befanden, wurde während der zweiten Befliegung eine Katastrophenschutzübung durchgeführt. Daher waren zu dieser Zeit Personen, Fahrzeuge sowie zusätzliche Trümmerstrukturen auf dem Gelände. Außerdem war der Brandkanal bei dieser Übung in Betrieb. Somit konnte anhand der Daten auch untersucht werden,



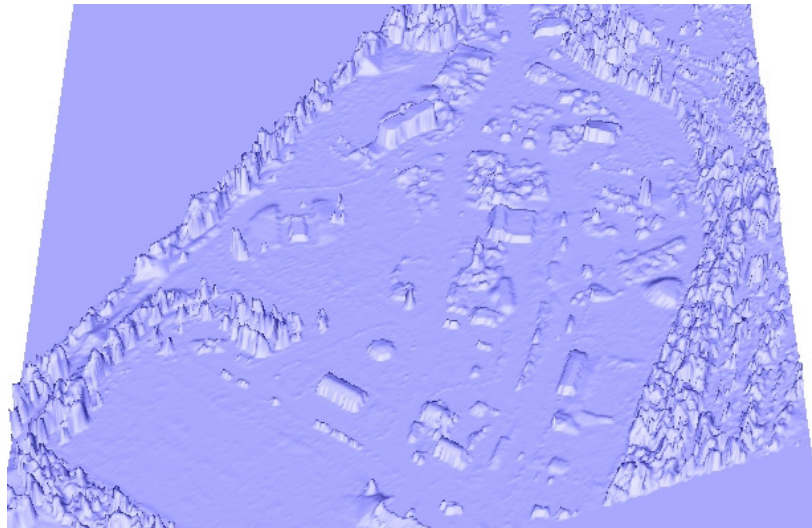
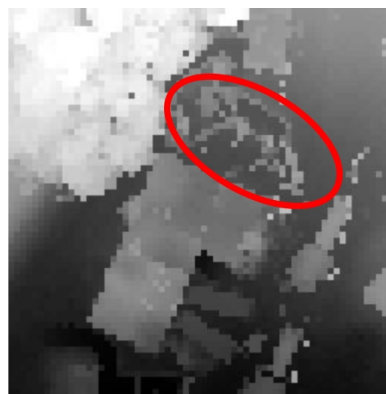


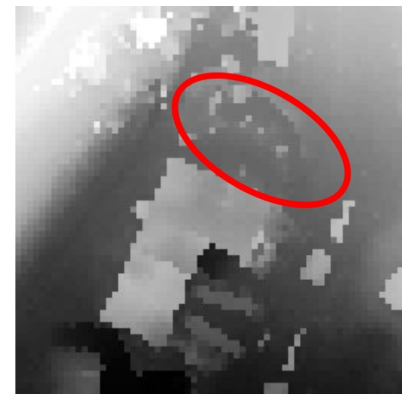
Abbildung 51: 3D-Ansicht des normalisierten digitalen Oberflächenmodells des Übungsdorfs Epeisses, das aus den im Juni 2004 erfassten Last-Echo-Laserscannerdaten abgeleitet wurde.



(a)



(b)



(c)

Abbildung 52: Auswirkung von Rauch auf die verschiedenen Datenarten. (a) Orthophoto (RGB) mit Rauch (rot markiert); (b) grauwertcodiertes First-Echo-DOM, in dem der Rauch deutlich sichtbar ist (hell: hoch, dunkel: niedrig); (c) grauwertcodiertes Last-Echo-DOM, auf das der Rauch keine Auswirkung hat.

welchen Einfluss Rauch auf Laserscannerdaten und daraus abgeleitete 3D-Modelle hat. Abbildung 52 zeigt, dass der Rauch in den First-Echo-Daten deutlich erkannt werden kann, während er auf die Last-Echo-Daten keine Auswirkungen hat. Dies bedeutet, dass der Laserpuls den Rauch zumindest teilweise durchdringt. Der Einsatz eines Laserscanners bietet somit einen großen Vorteil im Katastrophenfall, da z. B. nach Starkbeben häufig Brände mit entsprechender Rauchbildung beobachtet werden können.

Neben dem Übungsdorf Epeisses liegen in dem Bereich, für den im Zuge der beiden Befliegungen Daten erfasst wurden, noch die beiden Ortschaften Gennecy (Abbildung 53a) und Avully (Abbildung 53b). Die intakten Gebäude dieser beiden Ortschaften dienen zur Überprüfung des Verfahrens hinsichtlich der korrekten Erkennung und Klassifizierung nicht eingestürzter Gebäude. Gennecy zeichnet sich durch große, regelmäßig angeordnete Wohngebäude mit Satteldächern und rechteckigen Grundrissen aus. Die meisten dieser Gebäude haben keine Dachgauben. Außerdem gibt es in Gennecy nur sehr wenig kleine Gebäude wie Garagen oder Hütten. Im Gegensatz dazu besteht Avully hauptsächlich aus kleineren Häusern mit vielen Gauben und vielen kleinen Garagen und Hütten. Des Weiteren sind die Gebäude sehr unregelmäßig angeordnet und haben häufig keinen rechteckigen Grundriss.

Die bisher entwickelten Verfahren zur Schadensanalyse basierend auf Laserscannerdaten (Murakami et al., 1998; Vu et al., 2004a,b; Steinle, 2005) konnten nur mithilfe von Daten intakter Gebäude zu





Abbildung 53: (a) Orthophoto (RGB) der Ortschaft Gennechy (Juni 2004); (b) Orthophoto (RGB) der Ortschaft Avully (Juni 2004).

unterschiedlichen Zeitpunkten getestet werden, da keine Daten real geschädigter Gebäude verfügbar waren (vgl. Abschnitt 2.4). Bei dem hier beschriebenen Datensatz verhält es sich umgekehrt. Es lagen zunächst nur die Laserscannerdaten der eingestürzten Gebäude vor, während keine 3D-Modelle der Gebäude im intakten Zustand verfügbar waren. Da diese aber für die Entwicklung und Verifizierung des in Abschnitt 4.4 beschriebenen Verfahrens zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung von Gebäudeschäden benötigt wurden, mussten sie rekonstruiert werden. Für eines der Gebäude (E4) konnte dies anhand der Maße in vorhandenen Bauplänen geschehen. Für die restlichen Gebäude konnten bedauerlicherweise keine Konstruktionspläne beschafft werden. Daher musste der intakte Zustand dieser Gebäude mithilfe der Fotografien, die vor der Zerstörung der Gebäude aufgenommen wurden (sofern vorhanden, z. B. Abbildung 49a), sowie der Multispektralscannerdaten, die während den Laserscannerbefliegungen erfasst wurden, und von Fotografien der Gebäude in zerstörtem Zustand rekonstruiert werden. Aus diesen Bilddaten konnten z. B. die Gebäudegrundrisse sowie die Anzahl der Stockwerke und teilweise auch die Dachform abgeleitet werden. Auf diese Weise gelang es, realistische Gebäudemodelle zu generieren. Die Texturen der Dachflächen dieser Gebäudemodelle wurden wie in Abschnitt 4.4.3.4 beschrieben rekonstruiert. Als Grundlage hierfür diente das Orthophoto, das aus den im November erfassten Daten generiert wurde.

Außer den bislang beschriebenen Daten sind für das Übungsgelände noch zusätzlich wahre Orthophotos (RGB, CIR) verfügbar, die im August 2005 erfasst wurden. Diese haben eine geometrische Auflösung von 0.16 m am Boden. Aufgrund der ständigen Weiterentwicklung des Übungsgeländes sind darin allerdings einige Veränderungen im Vergleich zu den 2004 aufgenommenen Daten ersichtlich.

Der in obigem Abschnitt beschriebene Datensatz wird im Folgenden als Datensatz *Epeisses* bezeichnet.

### 5.2.2 Synthetische Daten

Wie in Abschnitt 2.4 bereits festgestellt, ist es schwierig, Laserscannerdaten unterschiedlich eingestürzter Gebäude zu erhalten, um Verfahren zur Detektion und Klassifizierung eingestürzter Gebäude entwickeln und verifizieren zu können. Daher wurde am Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung (IPF) des KIT ein Programm zur Simulation von Laserscannerbefliegungen basierend auf CAD-Modellen entwickelt (Bähr et al., 2004), mit dessen Hilfe die Datenbasis um zusätzliche Gebäude mit unterschiedlichen Schadensbildern erweitert werden konnte (Gehbauer et al., 2004; Schweier et al., 2004; Rehor, 2007; Rehor et al., 2008b). So konnten z. B. auch Daten von Schadensbildern generiert werden, die auf dem Übungsgelände Epeisses nicht vorhanden sind (z. B. Gebäudeumsturz).

Für die Erzeugung von CAD-Modellen eingestürzter Gebäude sowie ihres intakten Zustands gibt es nach Schweier et al. (2004) zwei Möglichkeiten – die Modellierung realer (erfasster) Schäden und die Simulation von Gebäudeschäden (Gehbauer et al., 2004). Bei ersterer wird mithilfe von Fotografien

eines eingestürzten Gebäudes ein CAD-Modell des zerstörten Zustands erstellt. Hierfür werden photogrammetrische Auswertemethoden eingesetzt. Der ursprüngliche Zustand des Gebäudes muss – wie schon bei den Gebäuden des Übungsgeländes Epeisses – aus terrestrischen Fotografien, Beobachtungen an der Schadensstelle sowie eventuell vorliegenden Bauplänen rekonstruiert werden. Bei der Simulation von Gebäudeschäden wird zunächst ein detailliertes 3D-Modell eines Gebäudes in intaktem Zustand generiert, wobei wichtig ist, dass nicht nur die Außenseite des Gebäudes sondern auch die Innenräume und vor allem die statische Struktur modelliert werden. Anschließend werden an diesem Modell Schäden simuliert basierend auf Fotografien eingestürzter Gebäude gleichen Bautyps. Ausführliche Erläuterungen der beiden Modellierungsmethoden finden sich in Schweier et al. (2004) und Gehbauer et al. (2004).

Insgesamt wurden am TMB für zwei Gebäude auf dem Campus Süd des KIT jeweils drei unterschiedliche Schadensbilder modelliert (Abbildung 54). Auch wenn es sich dabei eigentlich um die beiden Gebäude C1 und C2 mit den Schadensvarianten C1a - C1c sowie C2a - C2c handelt, wird im Folgenden von den Gebäuden C1a, C2a usw. die Rede sein. Des Weiteren erfolgte für neun Gebäude, die durch die Beben in Indien am 26. Januar 2001 und Algerien am 21. Mai 2003 eingestürzt sind, die Erstellung von CAD-Modellpaaren mithilfe des Verfahrens zur Modellierung realer Schäden (Abbildungen 55 und 58b). Für Gebäude IA3 wurden zwei etwas unterschiedliche Modelle des intakten Zustands erstellt (vgl. Abbildung 56). Die Schadensbilder, welche für die Gebäude auf dem Campus Süd des KIT simuliert wurden, sind in Tabelle 11 zusammengefasst. Die Schadensbilder der Gebäude in Indien und Algerien sind in Tabelle 12 enthalten. Alle Modellpaare wurden dem IPF vom TMB für die Entwicklung und Überprüfung der Verfahren zur Schadensinterpretation zur Verfügung gestellt. Aus den First- und Last-Echo-Punktwolken, die durch die Simulation einer Laserscannerbefliegung generiert wurden, wurde durch Interpolation jeweils ein nDOM mit einer Rasterweite von 1 m erzeugt. Für die Simulation wurde eine Flughöhe von 600 m, eine Fluggeschwindigkeit von 60 m/s sowie in Anlehnung an den Sensor Falcon II der Firma TopoSys ein Öffnungswinkel von 14° gewählt. Die Abbildungen 57 und 58 zeigen jeweils ein Beispiel für ein auf diese Weise entstandenes CAD-Modellpaar sowie die synthetisch erzeugten Laserscannerdaten. In Abbildung 57 handelt es sich dabei um das Gebäude C2 auf dem Karlsruher Campus Süd, in Abbildung 58 um das bei dem Beben in Algerien (2003) eingestürzte Gebäude IA9.

Gebäude	Tatsächliches Schadensbild
C1a	0. unverändert + 6. Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken
C1b	0. unverändert + 2. geneigte Schichtung
C1c	0. unverändert + 2. geneigte Schichtung
C2a	4. horizontale Schichtung eines Geschosses
C2b	0. unverändert + 2. geneigte Schichtung
C2c	3. gestaffelte Schichtung

Tabelle 11: Schadensbilder der Gebäude in Abbildung 54 (*Campus-Datensatz*).

Für das Gebäude C1a liegt nur eine geringe Schädigung der Dachstruktur vor. Der vorliegende Fall, dass bei einem Gebäude mit Satteldach nur dieses einstürzt und anschließend platt auf dem obersten Geschoss liegt, wird in dem verwendeten Schadensklassifikationsschema nicht berücksichtigt. Von den unterschiedlichen Schadensbildern entspricht daher der *Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken* am ehesten der vorliegenden Schädigung. Aufgrund des geringen Anteils, den das eingestürzte Dach gemessen an dem Gesamtgebäude hat, ist es aus Sicht der Rettungseinsatzplanung auch richtig, wenn das Gebäude vollständig als *unverändert* klassifiziert wird, da der Schaden so gering ist, dass dieser nicht primär behandelt werden muss.

Für Gebäude C1b können die auftretenden Schadensbilder ebenfalls nicht ganz eindeutig beschrieben werden. So ist es korrekt, wenn der gesamte eingestürzte Bereich als *geneigte Schichtung* klassifiziert wird. Aber auch, wenn nur die Randbereiche des eingestürzten Bereiches als *geneigte Schichtung* klassifiziert werden und für den mittleren Teil ein *Trümmerkegel* oder auch eine *horizontale Schichtung aller Geschosse* detektiert wird, ist dies aus Sicht der Rettungseinsatzplanung ein richtiges Ergebnis.

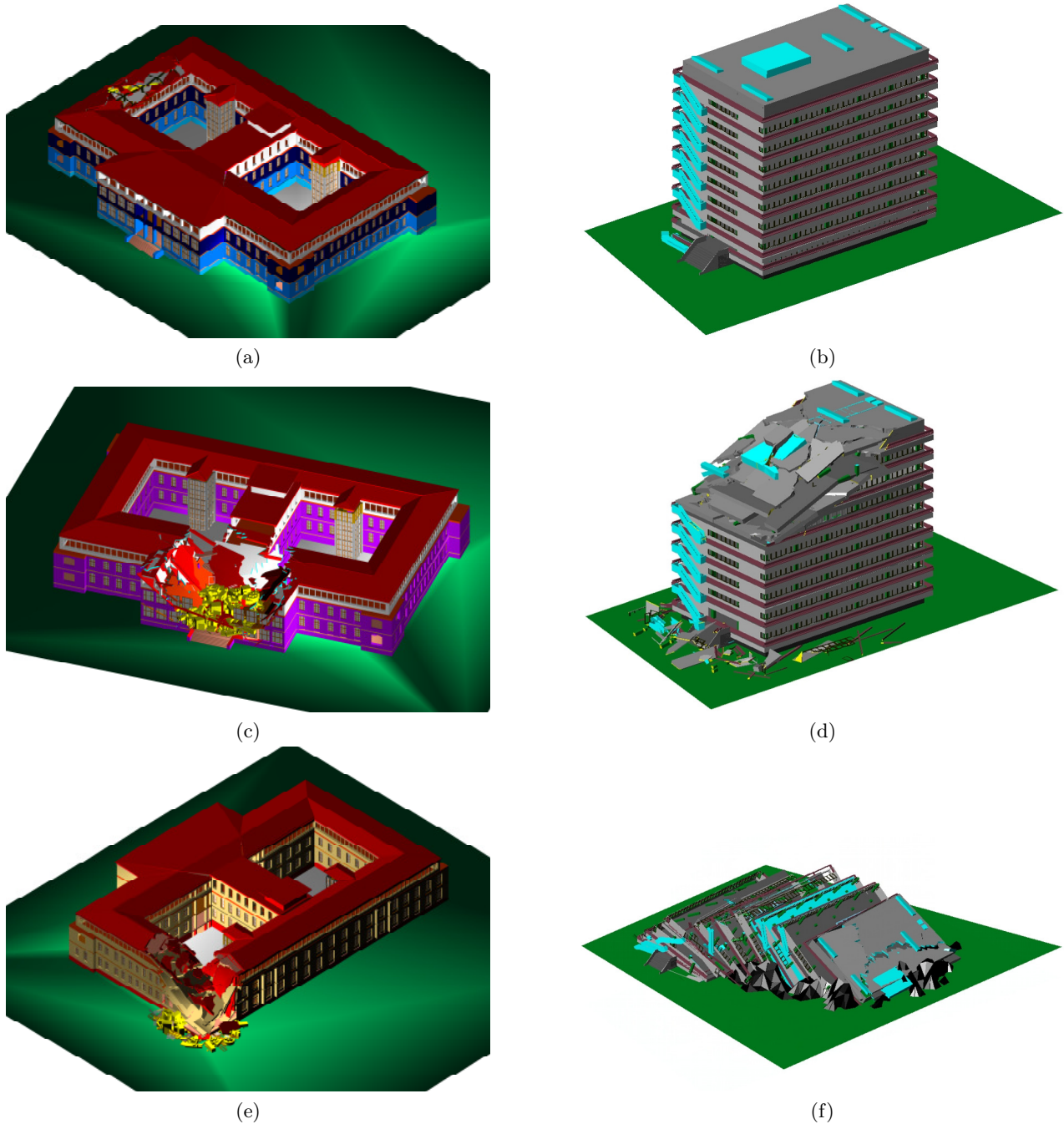


Abbildung 54: CAD-Modelle der Gebäude C1 und C2 auf dem Campus Süd des KIT mit simulierten Schäden (Modelle: TMB). (a) Schädigung C1a; (b) Schädigung C2a; (c) Schädigung C1b; (d) Schädigung C2b; (e) Schädigung C1c; (f) Schädigung C2c.





(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

Abbildung 55: Eingestürzte Gebäude, für die CAD-Modellpaare generiert wurden (Fotos: M. Markus). (a) Gebäude IA1 (hinten), IA2 (vorne); (b) Gebäude IA2; (c) Gebäude IA3; (d) Gebäude IA4; (e) Gebäude IA5; (f) Gebäude IA6; (g) Gebäude IA7; (h) Gebäude IA8.

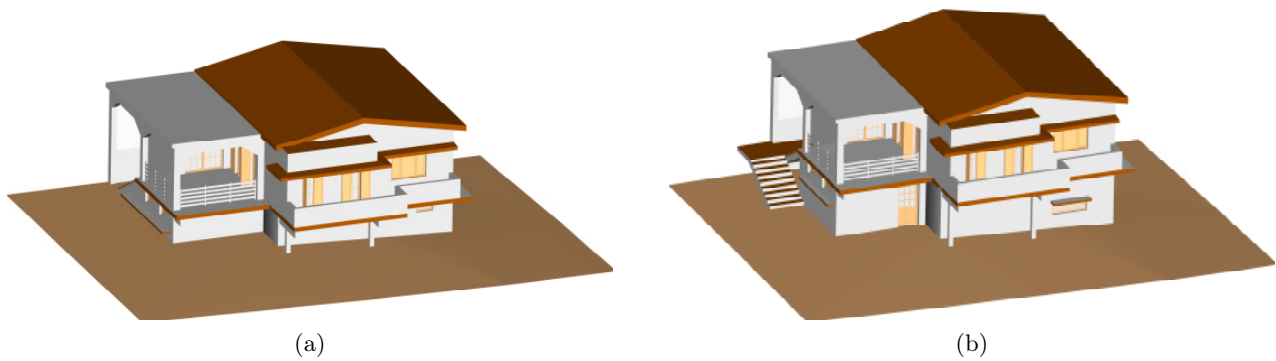


Abbildung 56: Zwei Varianten IA3a (a) und IA3b (b) für die Modellierung des intakten Zustands des Gebäudes IA3 (Modelle: TMB).

Gebäude	Tatsächliches Schadensbild
IA1	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse
IA2	3. gestaffelte Schichtung
IA3	4. horizontale Schichtung eines Geschosses + 9a. Schiefstellung
IA4	3. gestaffelte Schichtung
IA5	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse
IA6	5. horizontale Schichtung mehrerer Geschosse + 9a. Schiefstellung + 7ab. Trümmerkegel + 8. abgetrennter Gebäudeumsturz
IA7	0. unverändert + 2. geneigte Schichtung + 7ab. Trümmerkegel
IA8	0. unverändert + 2. geneigte Schichtung
IA9	9b. Gebäudeumsturz

Tabelle 12: Schadensbilder der Gebäude in den Abbildungen 55 und 58 (*Indien/Algerien*-Datensatz).

Auch bei Gebäude IA2 existieren mehrere Möglichkeiten für eine richtige Klassifizierung. So ist es sowohl korrekt, wenn für das gesamte Gebäude eine *gestaffelte Schichtung* erkannt wird, als auch, wenn der mittlere Bereich dieses Gebäudes als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* klassifiziert wird, während der Rest des Gebäudes dem Schadensbild *gestaffelte Schichtung* zugeordnet wird. Im zweiten Fall wird berücksichtigt, dass die einzelnen Deckenplatten in dem betreffenden Bereich horizontal geschichtet (vgl. Abbildung 55b) und nicht geneigt sind, wie dies bei einer *gestaffelten Schichtung* ebenfalls möglich wäre.

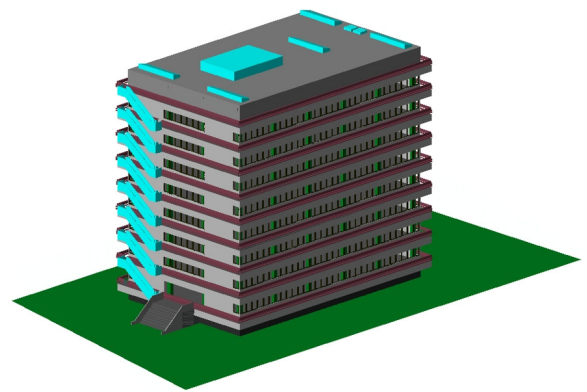
Bei Gebäude IA8 liegt ein Fehler in dem geometrischen Modell vor, das den ursprünglichen Zustand des Gebäudes repräsentiert. Denn während das Gebäude im eingestürzten Zustand mit einem Flachdach modelliert wurde, was aufgrund des Bildmaterials (vgl. Abbildung 55h) auch wahrscheinlich erscheint, besitzt das Gebäude in dem Modell seines intakten Zustands ein Satteldach (vgl. Abbildung 59). Aus diesem Grund kann der erhaltene Teil des Gebäudes bei der Analyse nicht als *unverändert* erkannt werden. Am ehesten müsste in diesem Bereich ebenfalls wie bei Gebäude C1a eine Plättung des Satteldachs identifiziert werden. Da diese aber, wie oben erwähnt, in dem verwendeten Klassifikationsschema nicht berücksichtigt wird und somit nicht erkannt werden kann, wird dieses Gebäude bei der allgemeinen Bewertung der Ergebnisse in Abschnitt 5.4.2 nicht berücksichtigt. Im Zuge der detaillierteren Analyse der Ergebnisse in Abschnitt 5.4.4 wird hingegen darauf eingegangen.

Die in obigem Abschnitt beschriebenen Datensätze werden im Folgenden als *Campus*-Datensatz sowie als *Indien/Algerien*-Datensatz bezeichnet.

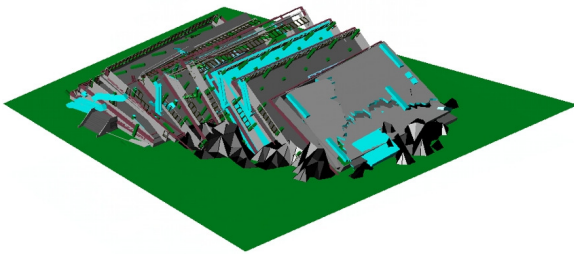




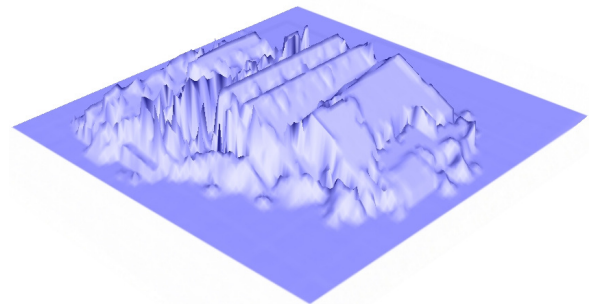
(a)



(b)

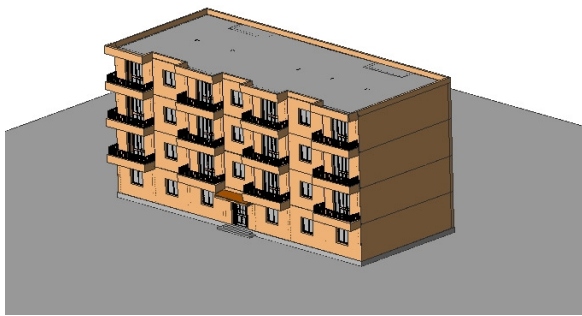


(c)



(d)

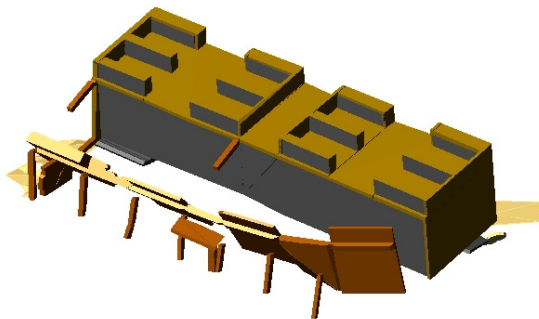
Abbildung 57: (a) Gebäude C2 auf dem Campus Süd des KIT (Quelle: [mvm.uni-karlsruhe.de](http://mvm.uni-karlsruhe.de)); (b) CAD-Modell des Gebäudes in intaktem Zustand (Modell: TMB); (c) CAD-Modell des Gebäudes mit simuliertem Schaden C2c (*gestaffelte Schichtung*, Modell: TMB); (d) 3D-Ansicht der synthetisch erzeugten Laserscannerdaten.



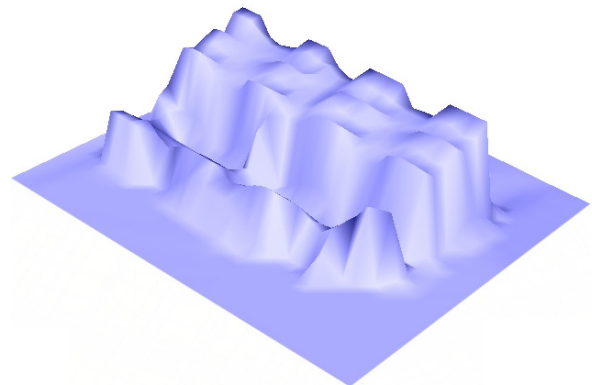
(a)



(b)



(c)



(d)

Abbildung 58: (a) Rekonstruiertes CAD-Modell des Gebäudes IA9 im intakten Zustand (Modell: TMB); (b) Fotografie des umgestürzten Gebäudes (Foto: M. Markus); (c) CAD-Modell des eingestürzten Gebäudes (Modell: TMB); (d) 3D-Ansicht der synthetisch erzeugten Laserscannerdaten.

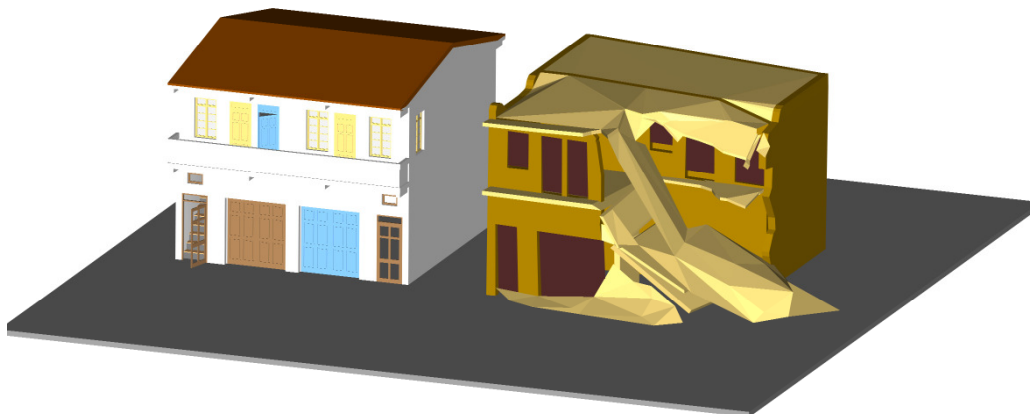


Abbildung 59: CAD-Modellpaar für Gebäude IA8 (Modelle: TMB).

### 5.3 Ergebnisse der Generierung geometrischer Modelle eingestürzter Gebäudestrukturen

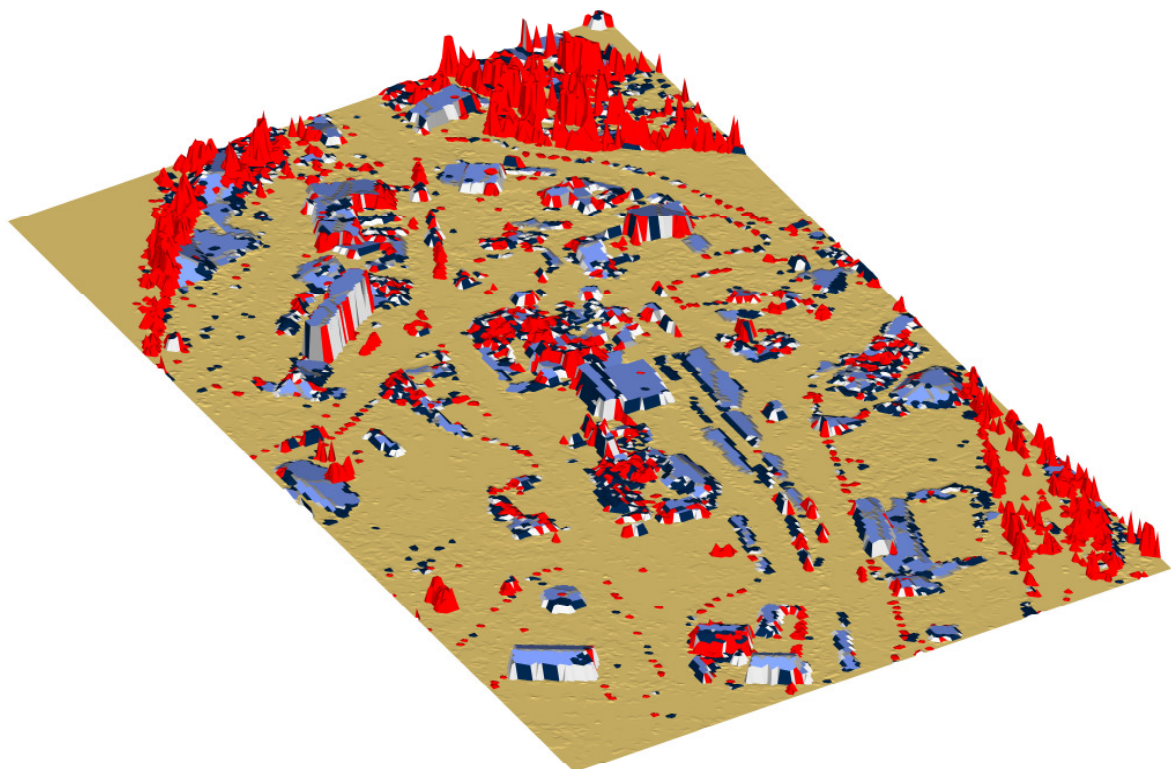
Die Auswertung der Ergebnisse der Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach einer Katastrophe erfolgt rein qualitativ. Es soll dabei vor allem die Frage beantwortet werden, ob es möglich ist, eingestürzte Gebäude einzig anhand dieser Modelle zu identifizieren (vgl. Abschnitt 1.2 und 5.1). Für eine großflächigere Schadensanalyse bedeutet dies, dass analysiert wird, inwiefern Bereiche mit starken Schädigungen von Bereichen unterschieden werden können, in denen keine oder nur geringfügige Schädigungen auftreten. Des Weiteren soll herausgestellt werden, welchen Einfluss Vegetation sowie Störobjekte, die noch in dem als Basis verwendeten nDOM enthalten sind, auf die Erkennbarkeit von eingestürzten Gebäuden und von Bereichen mit starken Schädigungen haben.

Für die Beantwortung dieser Fragen wurde das in Abschnitt 4.3 vorgestellte Verfahren auf die Daten des Übungsdorfs Epeisses angewandt (vgl. Abschnitt 5.2.1). Wird das Last-Echo-nDOM, das aus den im November 2004 erfassten Laserscannerdaten abgeleitet wurde, als Grundlage verwendet ohne dass die Vegetation vorher eliminiert wurde, so ergibt sich das in Abbildung 60a dargestellte Vektormodell. Wird die Vegetation vor der Generierung der geometrischen Modelle mithilfe des in Abschnitt 4.2.2.3 erläuterten Verfahrens aus dem nDOM entfernt, so ergibt sich das Vektormodell in Abbildung 60b. Es fällt auf, dass in Abbildung 60a vor allem in den Eckbereichen viele rote Störungsdreiecke auftreten, die durch die Vegetation verursacht werden. Aufgrund der Höhe und der Dichte der durch diese Dreiecke repräsentierten Strukturen kann ein Mensch mithilfe seiner kognitiven Fähigkeiten erkennen, dass durch die Störungsdreiecke in diesen Bereichen eher Bäume als Trümmerstrukturen repräsentiert werden. Anders verhält es sich in Bereichen, in denen die Vegetation niedriger ist. So können die hohen Bäume, die sich hinter dem Gebäude in Abbildung 61a befinden, allein mithilfe des in dieser Abbildung dargestellten Modells als solche erkannt werden. Die Unterscheidung zwischen der niedrigeren Vegetation neben dem Gebäude und den sich dort befindenden Trümmerteilen, die dadurch erkannt werden können, dass sie auch in dem Modell in Abbildung 61b auftreten, ist hingegen ohne zusätzliches Wissen nicht möglich. Dies macht deutlich, dass die Vegetation nach Möglichkeit vor der Generierung der geometrischen Modelle aus den Daten entfernt werden sollte.

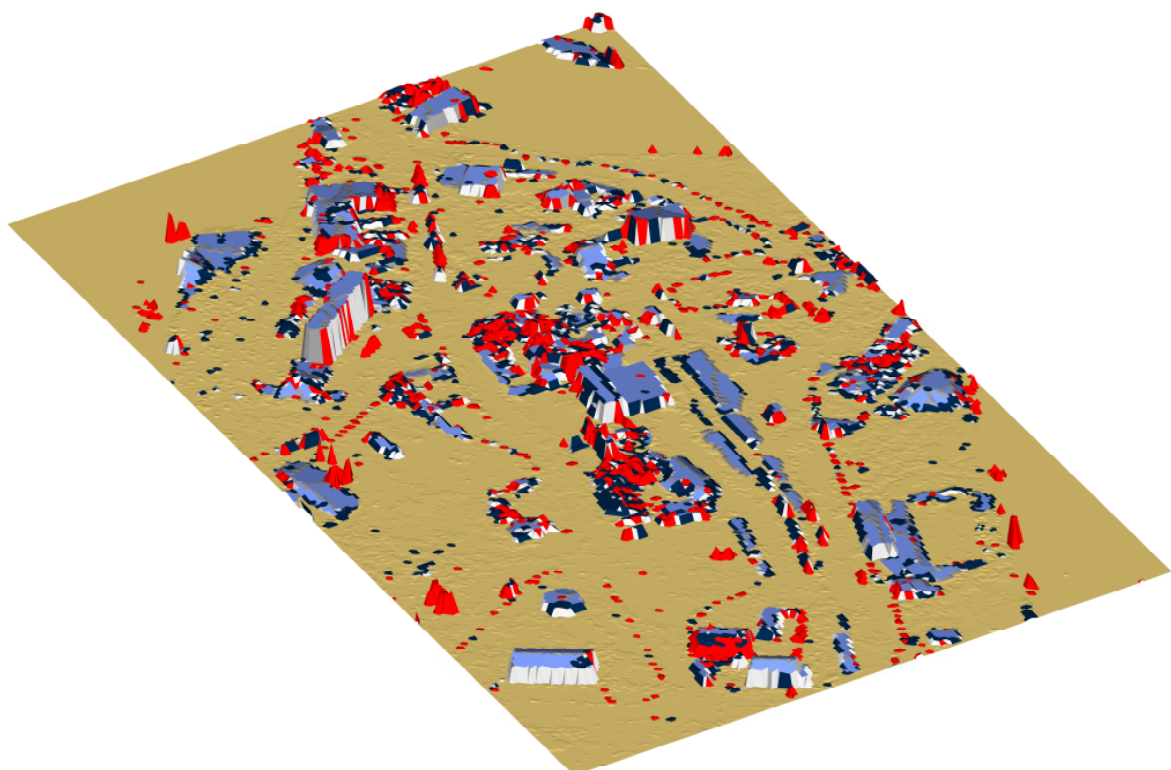
Aber auch wenn dies der Fall ist, können eingestürzte Gebäude nicht notwendigerweise allein anhand dieser Modelle von intakten Gebäuden unterschieden werden. Während das Modell des Gebäudes ohne Dachgauben und sonstige Störobjekte in Abbildung 62a aufgrund der beiden großen Dachflächen als intaktes Gebäude mit einem Satteldach erkannt werden kann, verhält es sich bei dem Modell des Gebäudes in Abbildung 62b etwas anders. Dieses Gebäude zeichnet sich durch relativ viele Dachgauben und -fenster aus. Außerdem standen während der Laserscannerbefliegung neben dem Gebäude mehrere Fahrzeuge (vgl. Abbildung 13). Aufgrund dieser Störobjekte wird das Gebäude durch relativ viele Störungsdreiecke repräsentiert. Obwohl die größeren ebenen Flächen im Bereich des Dachfirsts darauf hindeuten, dass das Dach intakt sein könnte, kann nicht eindeutig erkannt werden, ob die Störungsdreiecke tatsächlich Dachgauben und Fahrzeuge repräsentieren oder ob doch eine Schädigung vorliegt, wie z. B. ein *Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken* sowie Randtrümmer. Im Gegensatz dazu kann anhand des Modells des Gebäudes E9, das Abbildung 28c zeigt, nicht erkannt werden, dass der Teil E9b eingestürzt ist. Dies wird auch bei der Betrachtung der beiden Modelle des gesamten Übungsgeländes in Abbildung 60 deutlich. So deutet einiges darauf hin, dass sich in der Mitte des Übungsdorfs mehrere *Trümmerkegel* befinden, die *horizontale Schichtung* des Gebäudes E9b, bei der es sich ebenfalls um eine schwere Schädigung handelt, kann hingegen nicht als solche erkannt werden.

Die präsentierten Ergebnisse machen deutlich, dass es zumindest schwierig, wenn nicht unmöglich ist, lediglich anhand der geometrischen Modelle, die aus den nach der Katastrophe erfassten Daten generiert werden, zwischen eingestürzten und intakten Gebäuden zu unterscheiden. Es können einzig bestimmte Schadensbilder, wie z. B. verschiedene Arten von *Trümmerkegeln*, für Gebäude ausgeschlossen werden, deren Dachstruktur erhalten ist und auf deren Dächer sich keine Störobjekte befinden. Dies war auch schon das Ergebnis der in Tarsha-Kurdi et al. (2007b) präsentierten Untersuchungen, im Rahmen derer ein Verfahren zur Extraktion intakter Gebäude aus Laserscannerdaten auf die Daten des Übungsdorfs Epeisses angewandt wurde. Auch die Bestimmung von Bereichen, die stärker





(a)



(b)

Abbildung 60: Generierte CAD-Modelle des Übungsdorfs Epeisses (a) mit Vegetation und (b) ohne Vegetation (rot: Störungsdreiecke, hellblau: Flächensegmente der rasterbasierten Segmentierung, dunkelblau: Flächensegmente der TIN-basierten Segmentierung, dunkelgrau: Flächenverbindungsdreiecke, hellgrau: Kleinflächenverbindungsdreiecke, beige: Erdoberfläche).

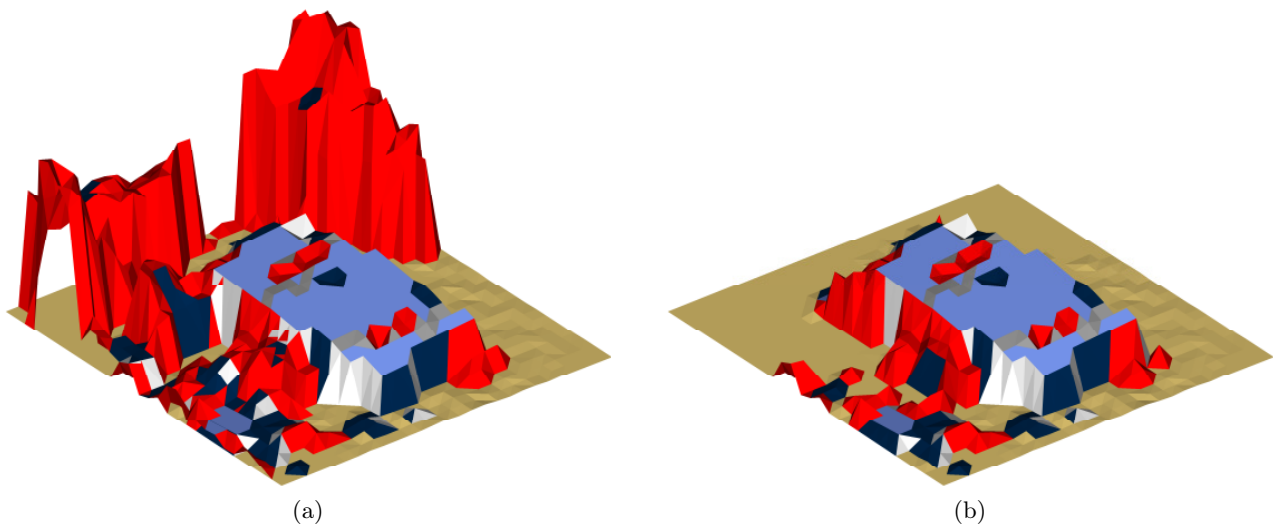


Abbildung 61: Generierte Vektormodelle des eingestürzten Gebäudes E1 aus Abbildung 49b (a) mit Vegetation und (b) ohne Vegetation (rot: Störungsdreiecke, hellblau: Flächensegmente der rasterbasierten Segmentierung, dunkelblau: Flächensegmente der TIN-basierten Segmentierung, dunkelgrau: Flächenverbindungsdreiecke, hellgrau: Kleinflächenverbindungsdreiecke, beige: Erdoberfläche).

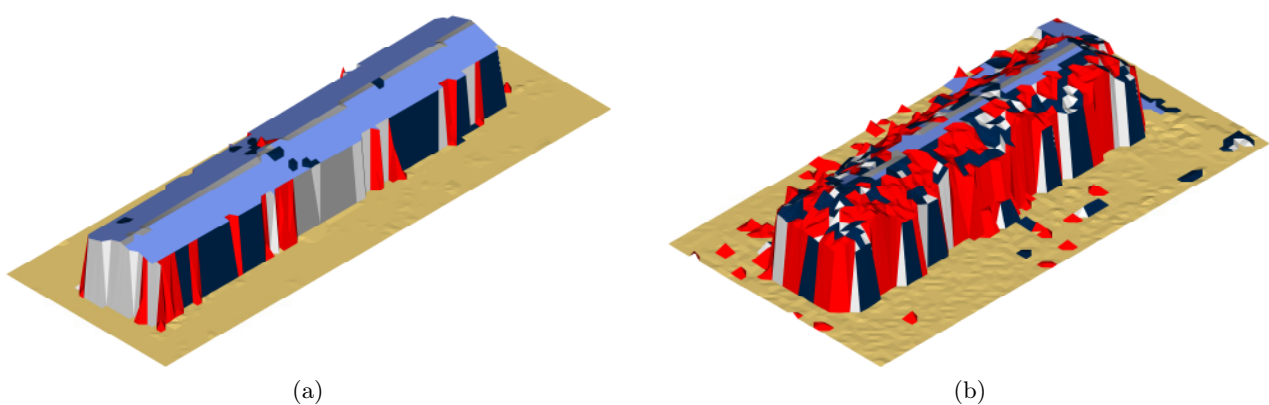


Abbildung 62: Generierte Vektormodelle zweier intakter Gebäude (rot: Störungsdreiecke, hellblau: Flächensegmente der rasterbasierten Segmentierung, dunkelblau: Flächensegmente der TIN-basierten Segmentierung, dunkelgrau: Flächenverbindungsdreiecke, hellgrau: Kleinflächenverbindungsdreiecke, beige: Erdoberfläche). (a) Gebäude ohne Störobjekte aus Abbildung 12; (b) Gebäude mit Störobjekten aus Abbildung 13.

von Schädigungen betroffen sind als andere, ist schwierig und damit mit einer gewissen Unsicherheit verbunden.

## 5.4 Ergebnisse der detaillierten Schadensanalyse

Im Folgenden wird zunächst das Schema vorgestellt, das zur quantitativen Bewertung der Ergebnisse der detaillierten Schadensklassifizierung herangezogen wurde (Abschnitt 5.4.1). Anschließend werden die Ergebnisse, die für die verschiedenen Datensätze erzielt werden, zunächst allgemein (Abschnitt 5.4.2) und anschließend im Detail beschrieben und diskutiert (Abschnitte 5.4.3 und 5.4.4). Dabei wird vor allem auch auf den Einfluss eingegangen, den verschiedene Gegebenheiten auf die Klassifizierungsergebnisse haben.

### 5.4.1 Bewertungsschema

Für die quantitative Bewertung der Ergebnisse wurde in Rehor und Vögtle (2008) sowie in Hommel (2009a,b) das 2D-Rasterbild mit dem Ergebnis der Schadensanalyse (vgl. Abschnitt 4.4.6) pixelweise mit einem 2D-Rasterbild verglichen, das die tatsächlichen Schadensbilder der einzelnen Gebäude enthält. Die Gesamtklassifizierungsrate ergab sich dann als das Verhältnis der richtig klassifizierten Pixel zu der Gesamtzahl klassifizierter Pixel. Dieses Vorgehen ist möglich, solange die Schadensbilder für ein Gebäude eindeutig sind und Bereiche mit unterschiedlichen Schadensbildern an einem Gebäude klar voneinander abgegrenzt werden können. Dies ist für das Testgebiet Epeisses weitestgehend der Fall. Für die synthetisch erzeugten Datensätze sind diese Bedingungen hingegen nicht erfüllt, da diese mehrere Gebäude enthalten, für welche der Übergang von einem Schadensbild zu einem anderen fließend ist. Sollten mehrere Experten die einzelnen Bereiche mit unterschiedlichen Schadensbildern voneinander abgrenzen, so würde dies zu unterschiedlichen Ergebnissen führen (vgl. Abschnitt 4.4.4). Aufgrund dieser Unschärfe kann somit nicht für jedes Pixel eine eindeutige Zuordnung zu einem Schadensbild erfolgen.

Aus diesen Gründen wird für die Bewertung der Ergebnisse in dieser Arbeit ein anderes Vorgehen gewählt. Jedes Gebäude wird dabei im Rahmen einer visuellen Analyse einer der fünf Klassen *vollständig richtig klassifiziert*, *mit Expertenwissen richtig interpretierbar*, *als ähnliches Schadensbild klassifiziert*, *falsch klassifiziert*, *nicht klassifiziert* zugeordnet. Dabei muss das Gebäude nicht zwingend nur einer einzigen Klasse zugeordnet werden. Es ist vielmehr auch eine Aufteilung in mehrere Klassen möglich. Für die Bestimmung der Anteile, die in diesem Fall unterschiedlichen Klassen zugeordnet werden, wird die gebäudeweise Schadensstatistik zu Hilfe genommen (vgl. Abschnitt 4.4.5). Die Klassen haben die folgende Bedeutung:

**vollständig richtig klassifiziert** Das gesamte Gebäude ist richtig klassifiziert.

**mit Expertenwissen richtig interpretierbar** Das ermittelte Schadensbild bzw. die ermittelten Schadensbilder des Gebäudes können von einem Experten richtig interpretiert werden. Tritt z. B. am Rand eines Gebäudes mit einer *Rutschfläche* das Schadensbild *Trümmerkegel* auf, so kann ein Experte dies richtig als Randtrümmer interpretieren, die ein Element des Schadensbildes *Rutschfläche* darstellen können, in diesem Fall aber nicht als eigenes Schadensbild angesehen werden. Ähnlich verhält es sich, wenn für einen Bereich eines Gebäudes, in dem eigentlich lediglich eine *geneigte Schichtung* vorliegt, wie dies z. B. für Gebäude C2b der Fall ist, ein Übergang von einer *Rutschfläche* über eine *geneigte Schichtung* hin zu einer *horizontalen Schichtung* detektiert wird. In diesem Fall kann ein Experte, der eine räumliche Vorstellung von den Schadensbildern hat, den Übergang richtig deuten.

**als ähnliches Schadensbild klassifiziert** Ein ähnliches Schadensbild liegt vor, wenn eine *horizontale Schichtung eines Geschosses* als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* identifiziert wird oder umgekehrt bzw. wenn eine Verwechslung eines *Trümmerkegels* mit einem *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* erfolgt.

**falsch klassifiziert** Ein Gebäude gilt als falsch klassifiziert, wenn es einem Schadensbild zugeordnet wird, das mit dem tatsächlichen Schadensbild keine Ähnlichkeit hat und auch mit Expertenwissen nicht richtig interpretiert werden kann.

**nicht klassifiziert** Kann für ein Gebäude bzw. einen Gebäudeteil kein Schadensbild ermittelt werden, so wird es dieser Klasse zugewiesen.

Die im Folgenden angegebenen Klassifizierungsraten ergeben sich als Verhältnis der Anzahl an Gebäuden, die der jeweiligen Klasse zugeordnet werden, zu allen klassifizierten Gebäuden. Bei der Auswertung der Klassifizierungsraten ist zu beachten, dass die Klassen *vollständig richtig klassifiziert* und *mit Expertenwissen richtig interpretierbar* zusammen betrachtet werden müssen und nicht allein der Wert der Klasse *vollständig richtig klassifiziert* eine Aussage über die Qualität des Ergebnisses macht. So kann es sein, dass in einem der untersuchten Fälle 80 % eines Gebäudes dem tatsächlichen Schadensbild zugeordnet werden und somit als *vollständig richtig klassifiziert* betrachtet werden, die restlichen 20 % allerdings einem Schadensbild zugewiesen werden, das mit dem tatsächlichen Schadensbild nichts zu tun hat. Somit gelten diese 20 % des Gebäudes als *falsch klassifiziert*. Für einen anderen der untersuchten Fälle kann es nun vorkommen, dass das Schadensbild des gesamten Gebäudes als *mit Expertenwissen richtig interpretierbar* eingestuft wird. Somit nimmt der Anteil *vollständig richtig klassifizierter* Gebäude ab, was aber nicht bedeutet, dass das Ergebnis im zweiten Fall schlechter ist als das im ersten. Im Folgenden werden daher Gebäude, die entweder *vollständig richtig klassifiziert* wurden oder deren Schadensbild *mit Expertenwissen richtig interpretierbar* ist als *richtig klassifiziert* angesehen. Außerdem ist zu beachten, dass durch die visuell vorgenommene Auswertung und die damit verbundene Interpretation geringfügige Abweichungen der Klassifizierungsraten für nahezu identische Ergebnisse auftreten können.

#### 5.4.2 Übersicht über die Gesamtergebnisse der Klassifizierung

Die nun folgende Präsentation und Diskussion der Ergebnisse der detaillierten Schadensanalyse gliedert sich in drei größere Bereiche. Zunächst wird analysiert, welcher der acht implementierten Aggregationsoperatoren bei der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie die besten Ergebnisse liefert (Abschnitt 5.4.2.1) sowie für welche der drei Entscheidungsregeln bei Verwendung der Dempster-Shafer-Theorie dies der Fall ist (Abschnitt 5.4.2.2). Im Anschluss daran werden die Ergebnisse, die mit dem am besten geeigneten Operator sowie der am besten geeigneten Entscheidungsregel erzielt werden, detailliert vorgestellt. Hierbei werden die Ergebnisse, die sich für die real erfassten Daten ergeben (Abschnitt 5.4.3), getrennt von denen betrachtet, die sich für die synthetisch erzeugten Datensätze ergeben (Abschnitt 5.4.4).

Für die Bestimmung des besten Operators sowie der geeignetsten Entscheidungsregel wurden beide Verfahren auf die in Abschnitt 5.2 vorgestellten Datensätze angewandt. Um außerdem feststellen zu können, ob die Ergebnisse von der für die Flächensegmentierung gewählten Standardabweichung  $\sigma_0$  sowie dem Schwellwert  $t_{minft}$  abhängen, wurden verschiedene Kombinationen aus Standardabweichung  $\sigma_0$  und  $t_{minft}$  untersucht. Für die *Epeisses*-Datensätze wurden  $\sigma_0 = 8$  cm und  $\sigma_0 = 15$  cm gewählt. Diese Werte ergaben sich aus den Genauigkeitsangaben der Daten durch die Firma TopoSys. Bei den 8 cm handelt es sich um die Standardabweichung der Höhenwerte, bei den 15 cm um die maximale Abweichung der Höhenwerte von ihren Sollwerten (vgl. Abschnitt 5.2.1). Da für die synthetisch erzeugten Datensätze keine Genauigkeitsangaben vorliegen, wurden für diese die Standardabweichungen  $\sigma_0 = 5$  cm,  $\sigma_0 = 10$  cm und  $\sigma_0 = 15$  cm untersucht. Als minimaler Flächenanteil, den ein Schadensbild an einem Gebäude ausmachen muss, um bei der gebäudeweisen Analyse als nicht vernachlässigbar beurteilt zu werden, wurde für alle Datensätze und Standardabweichungen  $t_{minft} = 5$  % und  $t_{minft} = 10$  % gewählt. Als Irrtumswahrscheinlichkeit wurde in allen Fällen  $\alpha = 5$  % verwendet.

##### 5.4.2.1 Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie

Die Klassifizierungsraten, die sich mit dem Verfahren, bei dem die Klassifizierung auf unscharfer Logik basiert, bezüglich der einzelnen Datensätze und Parameterkombinationen für die verschiedenen Aggregationsoperatoren ergeben, sind in den Tabellen 19, 20 und 21 in Anhang A.4 zusammengestellt. Die

Datensatz	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	richtig klassifiziert	ähnliches Schadensbild	falsch klassifiziert	nicht klassifiziert
Epeisses Juni 2004	8	5	72	18	10	0
		10	70	20	11	0
	15	5	76	16	9	0
		10	75	16	10	0
Epeisses November 2004	8	5	73	9	17	0
		10	73	8	18	0
	15	5	63	14	22	2
		10	62	14	22	2
Indien/ Algerien	5	5	87	0	13	0
		10	87	0	13	0
	10	5	89	0	11	0
		10	89	0	11	0
	15	5	89	6	4	0
		10	89	6	4	0
Campus	5	5	97	0	3	0
		10	97	0	3	0
	10	5	98	0	2	0
		10	98	0	2	0
	15	5	98	0	2	0
		10	97	0	3	0

Tabelle 13: Klassifizierungsraten in Prozent bei Verwendung des Aggregationsoperators  $T_{prod,mean}$ .

Ergebnisse, die mit dem Median erzielt werden, sind darin nicht enthalten. Der Grund hierfür ist, dass zum einen der Anteil nicht klassifizierter Elemente für diesen Operator sehr hoch ist und zum anderen die restlichen Segmente größtenteils falsch klassifiziert werden. Dies war bereits auf den ersten Blick ersichtlich, weshalb der Median ohne quantitative Bewertung als nicht geeignet beurteilt wurde.

Werden die Ergebnisse in ihrer Gesamtheit betrachtet, so ergeben sich die besten Klassifizierungsraten für die Produktnormen  $T_{prod,mean}$  und  $T_{prod,0.5}$ . Für einen besseren Überblick sind diese in den Tabellen 13 und 14 nochmals zusammengefasst<sup>15</sup>. Mithilfe der Minimum-Norm werden ebenfalls viele Gebäude *richtig* und sehr wenige *falsch klassifiziert*. Allerdings ist bei der Minimum-Norm der Anteil *nicht klassifizierter* Gebäude ebenfalls sehr hoch. Daher werden die beiden Varianten des algebraischen Produktes als geeigneter angesehen. Insgesamt zeigt sich, dass die t-Normen bessere Ergebnisse liefern als die Durchschnittsoperatoren. Dies bedeutet, dass die Kombination der einzelnen Klauseln der Regeln durch eine reine UND-Verknüpfung besser repräsentiert wird als durch einen Kompromiss zwischen UND- und ODER-Verknüpfung (vgl. Abschnitt 2.3.3).

Bezüglich der verschiedenen untersuchten Mindestflächenanteile  $t_{minfl}$  ergeben sich bei Verwendung des algebraischen Produktes in der Variante  $T_{prod,mean}$  keine signifikanten Unterschiede. Zwar sind die Unterschiede, die bei gleichem Datensatz und gleicher Standardabweichung  $\sigma_0$  für die beiden gewählten Mindestflächenanteile auftreten, bei Verwendung von  $T_{prod,0.5}$  zum Teil etwas größer, insgesamt kann allerdings nicht festgestellt werden, dass ein Mindestflächenanteil geeigneter ist.

Die Frage nach der optimalen Wahl der verwendeten Standardabweichung kann für die unterschiedlichen Datensätze nicht einheitlich beantwortet werden. So liefert für den Datensatz *Epeisses* zum Aufnahmezeitpunkt Juni 2004 die Standardabweichung  $\sigma_0 = 15$  cm die besseren Ergebnisse, während für den Aufnahmezeitpunkt November 2004 die Ergebnisse, die mit  $\sigma_0 = 8$  cm gewonnen werden, besser

<sup>15</sup>Aufgrund von Rundungsfehlern kann es vorkommen, dass die Werte in der Spalte *richtig klassifiziert* in den hier aufgeführten Tabellen nicht exakt mit der Summe der Werte *vollständig richtig* und *Expertenwissen* in den Tabellen in Anhang A.4 übereinstimmen.

Datensatz	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minf}$ [%]	richtig klassifiziert	ähnliches Schadensbild	falsch klassifiziert	nicht klassifiziert
Epeisses Juni 2004	8	5	67	20	12	1
		10	66	23	11	0
	15	5	70	20	9	0
		10	72	21	7	0
Epeisses November 2004	8	5	72	10	16	1
		10	77	8	13	1
	15	5	63	16	17	3
		10	64	18	16	2
Indien/ Algerien	5	5	90	0	7	3
		10	90	0	8	3
	10	5	90	0	8	2
		10	87	4	8	1
	15	5	86	5	6	3
		10	81	6	11	2
Campus	5	5	98	0	0	2
		10	98	0	2	0
	10	5	97	0	3	0
		10	98	0	2	0
	15	5	97	0	3	0
		10	97	0	3	0

Tabelle 14: Klassifizierungsraten in Prozent bei Verwendung des Aggregationsoperators  $T_{prod,0.5}$ .

sind. Für die Daten der Gebäude, die bei den Erdbeben in Indien und Algerien eingestürzt sind, ergeben sich für  $T_{prod,mean}$  die besten Ergebnisse mit  $\sigma_0 = 15$  cm. Der Anteil *richtig klassifizierter* Gebäude ist für die drei Standardabweichungen zwar annähernd gleich, allerdings werden für  $\sigma_0 = 15$  cm mehr Gebäude einem ihrem tatsächlichen Schadensbild ähnlichen Schadensbild zugewiesen als bei  $\sigma_0 = 5$  cm bzw.  $\sigma_0 = 10$  cm. Für  $T_{prod,0.5}$  liefert dagegen  $\sigma_0 = 5$  cm etwas bessere Ergebnisse als  $\sigma_0 = 10$  cm bzw.  $\sigma_0 = 15$  cm. Für den *Campus*-Datensatz sind die Unterschiede in den Ergebnissen, die sich für die drei gewählten Standardabweichungen ergeben, für beide Aggregationsoperatoren marginal.

Der Vergleich der Klassifizierungsraten, die für die unterschiedlichen Datensätze erzielt werden, ergibt mit 97 %- 98 % die meisten *richtig klassifizierten* Gebäude für den Datensatz *Campus*. Für den Datensatz *Indien/Algerien* werden 81 %- 90 % *richtig klassifiziert*. Erfolgt allerdings keine Unterscheidung der ähnlichen Schadensbilder *horizontale Schichtung eines Geschosses* und *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* sowie von *Trümmerkegeln mit und ohne vertikale Elemente*, so erhöht sich die Rate *richtig klassifizierter* Gebäude auf 87 %- 96 %. Der Anteil *richtig klassifizierter* Gebäude an allen klassifizierten Gebäuden liegt für den Datensatz *Epeisses* bei 62 %- 77 %. Allerdings ist der Anteil der Gebäude, die einem ihrem tatsächlichen Schadensbild ähnlichen Schadensbild zugewiesen werden, für diesen Datensatz relativ hoch. Werden die ähnlichen Schadensbilder nicht getrennt voneinander betrachtet, so steigt der Anteil richtig klassifizierter Gebäude auf 76 %- 93 %. Die Tabellen 13 und 14 zeigen dabei, dass die Ergebnisse für die im Juni erfassten Daten etwas besser sind als für die im November erfassten Daten. Auf die Gründe hierfür wird in Abschnitt 5.4.3.1 genauer eingegangen. Allgemein wird durch die hier betrachteten Klassifizierungsraten bereits deutlich, dass es bei einander ähnlichen Schadensbildern häufig zu Verwechslungen kommt.

#### 5.4.2.2 Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie

Die Klassifizierungsraten, die sich für das Verfahren ergeben, bei dem die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie erfolgt, sind ebenfalls in den Tabellen 19, 20 und 21 in Anhang A.4 zusammengestellt. Da sich die Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß bei nicht überlappenden*

Datensatz	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minf}$ [%]	richtig klassifiziert	ähnliches Schadensbild	falsch klassifiziert	nicht klassifiziert
Epeisses Juni 2004	8	5	68	12	17	4
		10	72	11	17	0
	15	5	66	13	17	4
		10	74	13	14	0
Epeisses November 2004	8	5	75	4	18	4
		10	78	4	17	1
	15	5	71	8	19	2
		10	78	7	15	0
Indien/ Algerien	5	5	90	0	9	1
		10	91	0	9	0
	10	5	86	0	14	1
		10	87	0	13	0
	15	5	94	0	5	1
		10	95	0	5	0
Campus	5	5	94	0	2	4
		10	96	0	4	0
	10	5	91	0	4	4
		10	91	0	5	4
	15	5	91	0	4	5
		10	97	0	3	0

Tabelle 15: Klassifizierungsraten in Prozent bei Verwendung der Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß*.

*Vertrauensintervallen* tatsächlich als sehr strikt erwies (vgl. Abschnitt 2.3.2), was sich dadurch zeigt, dass große Teile der Gebäude keinem Schadensbild zugeordnet werden können, erfolgte für diese Entscheidungsregel ebenso keine quantitative Bewertung wie bei der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie für den Aggregationsoperator  $M_{med}$ .

Von den beiden verbleibenden Entscheidungsregeln ist die zu bevorzugen, die das maximale Vertrauensmaß für die Entscheidungsfindung heranzieht<sup>16</sup>. Die Ergebnisse, die mit dieser Entscheidungsregel für die unterschiedlichen Kombinationen aus Datensätzen und Parametern gewonnen werden, finden sich in Tabelle 15. Anhand dieser Ergebnisse zeigt sich, dass als minimaler Flächenanteil, den ein Schadensbild an einem Gebäude ausmachen muss, um bei der gebäudeweisen Analyse als relevant eingestuft zu werden, 10 % geeigneter sind als 5 %.

Hinsichtlich der Standardabweichung liefert für die Daten des Übungsdorfs *Epeisses* zu beiden Zeitpunkten  $\sigma_0 = 15$  cm minimal bessere Ergebnisse als  $\sigma_0 = 8$  cm. Für die synthetisch erzeugten Daten ergeben sich jeweils die besten Ergebnisse mit  $\sigma_0 = 15$  cm, gefolgt von  $\sigma_0 = 5$  cm und  $\sigma_0 = 10$  cm.

Auch bei Verwendung der Dempster-Shafer-Theorie für die Zuweisung der Segmente zu den Schadensbildern ergibt der Vergleich der Ergebnisse für die drei Datensätze mit 91 % - 97 % *richtig klassifizierter* Gebäude die besten Ergebnisse für den *Campus*-Datensatz. Mit 86 % - 95 % *richtig klassifizierter* Gebäude liegen die Klassifizierungsraten für den Datensatz *Indien/Algerien* allerdings nur knapp darunter. Die geringsten Anteile *richtig klassifizierter* Gebäude (66 % - 78 %) ergeben sich – wie schon bei der Verwendung der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie – für den Datensatz *Epeisses*. Allerdings erhöhen sich auch diese wieder auf 79 % - 87 %, wenn ähnliche Schadensbilder zusammengefasst werden. Es bestätigt sich jedoch nicht, dass bessere Ergebnisse für die im Juni erfassten Daten erzielt werden als für die im November aufgenommenen Daten.

<sup>16</sup>In den Tabellen in Anhang A.4 wird diese Entscheidungsregel mit *arg max Bel* bezeichnet. Die Entscheidungsregel, die die maximale Plausibilität für die Entscheidungsfindung heranzieht, wird dort mit *arg max Pl* abgekürzt.

### 5.4.3 Ergebnisse für reale Daten

Im Folgenden werden die Ergebnisse, die für den in Abschnitt 5.2.1 beschriebenen Datensatz *Epeisses* erzielt werden, detaillierter betrachtet. Es erfolgt dabei eine Beschränkung auf die Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  und  $T_{prod,0.5}$  bei Verwendung von unscharfer Logik als Grundlage für die Klassifizierung und auf die Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß*, wenn die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie durchgeführt wird.

#### 5.4.3.1 Klassifizierungsergebnisse sowie Einfluss von Störobjekten und Rauch

Die Abbildungen 63 und 64 zeigen die Schadensbilder, die sich für die Gebäude des Übungsdorfs ergeben, wenn das Verfahren basierend auf der Fuzzy-Theorie sowie das Verfahren basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie auf die nDOM angewandt werden, die aus den im Juni 2004 bzw. im November 2004 erfassten Laserscannerdaten abgeleitet werden. Es wurde hierfür jeweils  $\sigma_0 = 8$  cm und  $t_{minfl} = 10\%$  gewählt.

Aufgrund der Unterteilung der Gesamtgebäude in Segmente, die im Rahmen der Klassifizierung den Schadensbildern zugeordnet werden, kann für Gebäude E9 erkannt werden, dass dieses nur teilweise eingestürzt ist. Allerdings treten dadurch auch Fehlklassifikationen an Gebäuden auf, die tatsächlich entweder vollständig unverändert sind oder nur ein Schadensbild aufweisen. So werden z. B. für drei der unveränderten Gebäude (E9a, E13, E15) Teile als eingestürzt klassifiziert. Außer bei der Anwendung des Verfahrens basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie auf die im November erfassten Daten handelt es sich bei dem falsch identifizierten Schadensbild für diese Gebäude jeweils um eine *Rutschfläche*. Für die Gebäude E9a und E15 liegt der Grund für die Fehlklassifikation in der Verletzung einer Modellannahme begründet. Wie in Abschnitt 3.2.1 erläutert wird davon ausgegangen, dass es sich bei den Dachflächen eines Gebäudes um ebene Flächen handelt. Beide Gebäude haben allerdings ein Tonnendach (vgl. Abbildungen 28a und 65), das durch ebene Flächen approximiert werden muss. Da die Extraktion ebener Flächen aus den Schadensdaten für ein Tonnendach nicht so robust ist, wie dies für Gebäude mit ebenen Dachflächen der Fall ist, ergeben sich bei dem Vergleich der Dachflächen zum Referenzzeitpunkt und der aus den Schadensdaten extrahierten Flächen deutliche Neigungsänderungen und damit verbunden kleine Volumen- und Höhenänderungen. Diese charakterisieren das Schadensbild *Rutschfläche*. Daher werden Teile dieser Gebäude diesem Schadensbild zugewiesen, anstelle als *unverändert* klassifiziert zu werden. Für Gebäude E13 ist der Anteil der falsch klassifizierten Segmente im Bereich des Dachfirsts sowie im Bereich eines sich auf der Nordseite des Gebäudes befindenden Containers (vgl. Abbildung 66) zu groß, um bei der gebäudeweisen Analyse als vernachlässigbar eingestuft zu werden. Die restlichen unveränderten Gebäude (E5, E10, E14 und E16) werden sehr zuverlässig als solche erkannt.

Bei dem Schadensbild von Gebäude E1 handelt es sich tatsächlich um die Kombination einer *horizontalen Schichtung mehrerer Geschosse* und einer *Schiefstellung* (vgl. Abbildung 49b). Da diese Kombination der beiden Schadensbilder bei der Klassifizierung nicht als eigene Klasse berücksichtigt wird, wird für dieses Gebäude sowohl die Klassifizierung als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* als auch die Klassifizierung als *Schiefstellung* als korrekt eingestuft. Allerdings handelt es sich bei diesem Gebäude um eines der beiden Gebäude (E1, E9b), die als *horizontale Schichtung eines Geschosses* identifiziert werden, obwohl es sich bei ihrem Schadensbild tatsächlich jeweils um eine *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* handelt. Beide Gebäude haben im intakten Zustand eine Höhe von ca. 6 m und sind damit niedriger als die beiden Gebäude (E2, E4), für welche die *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* richtig detektiert wird, sofern für sie überhaupt eine *horizontale Schichtung* erkannt wird. Dies bedeutet, dass die Unterscheidung zwischen einer *horizontalen Schichtung eines Geschosses* und einer *horizontalen Schichtung mehrerer Geschosse* für niedrige Gebäude unsicherer ist als für höhere. Die Unterscheidung zwischen *Trümmerkegeln mit vertikalen Elementen* und solchen ohne ist ebenfalls nicht immer zuverlässig möglich. Dies zeigen die Ergebnisse, die sich für die Gebäude E7, E8, E11 und E12 ergeben.

Gebäude E2 wird zum Teil richtig als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* erkannt, zum Teil aber auch als *gestaffelte Schichtung* klassifiziert. Der Grund hierfür ist, dass sich neben dem Gebäude



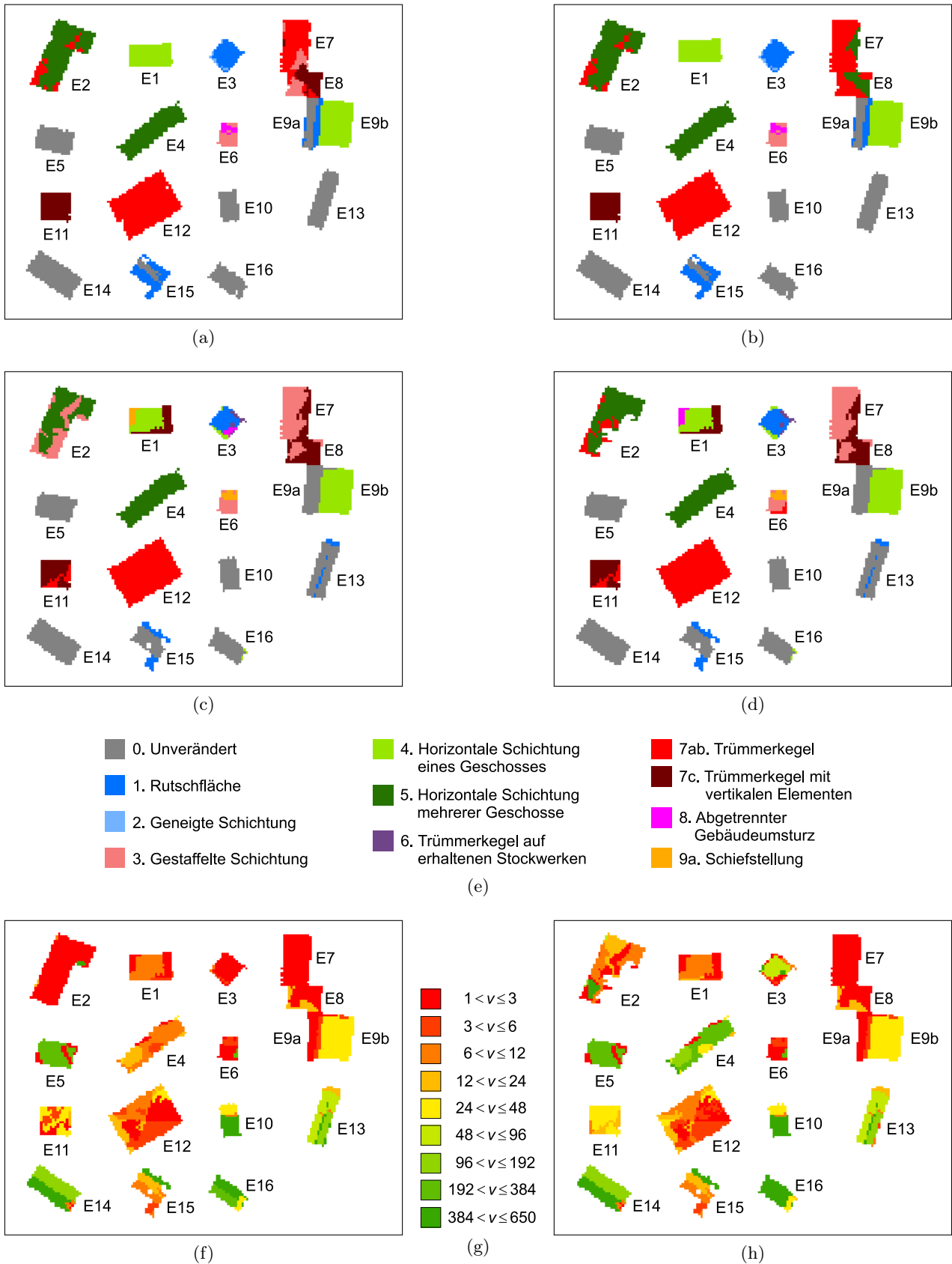


Abbildung 63: Ergebnisse der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie für die Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  (a,c) und  $T_{prod,0.5}$  (b,d) angewandt auf die im Juni (a,b) bzw. November (c,d) 2004 erfassten Daten ( $\sigma_0 = 8 \text{ cm}$ ,  $t_{minfl} = 10 \%$ ) sowie Verhältnis  $v$  des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert (f,h) bei Anwendung auf die im November erfassten Daten (f:  $T_{prod,mean}$ , h:  $T_{prod,0.5}$ ). (e) Legende zu (a),(b),(c) und (d); (g) Legende zu (f) und (h).

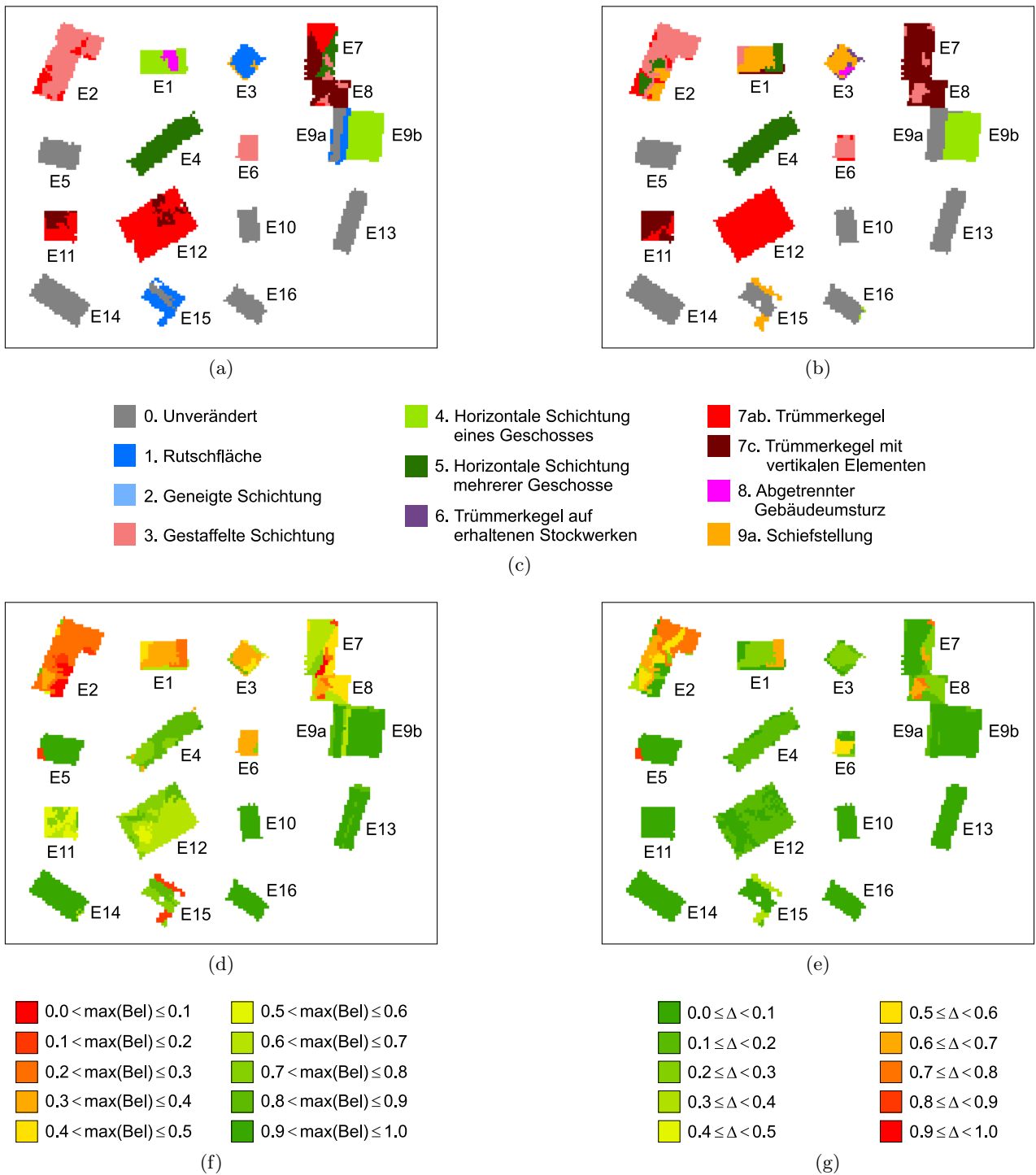


Abbildung 64: Ergebnisse der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie für die Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß* angewandt auf die im Juni (a) bzw. November (b) 2004 erfassten Daten ( $\sigma_0 = 8 \text{ cm}$ ,  $t_{minft} = 10\%$ ) sowie maximales Vertrauensmaß ( $\max(Bel)$ ) (d) und Breite  $\Delta$  des Vertrauensintervalls (e) bei Anwendung auf die im November erfassten Daten. (c) Legende zu (a) und (b); (f) Legende zu (d); (g) Legende zu (e).



Abbildung 65: Gebäude E15.



Abbildung 66: Gebäude E13.



(a)



(b)

Abbildung 67: (a) Trümmeranlagerungen neben Gebäude E2; (b) Fahrzeuge neben Gebäude E7.

mehrere größere Platten sowie kleinere Trümmerteile befinden (vgl. Abbildung 67a). Diese verursachen eine größere zusätzlich eingenommene Fläche sowie eine Volumenzunahme in der Pufferzone um das Gesamtgebäude und in einer Seitenpufferzone. Die Zunahme der Werte dieser Merkmale stellt gerade den Unterschied zwischen dem Schadensbild *gestaffelte Schichtung* und dem Schadensbild *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* dar.

Dass für die Gebäude E7 und E8 bei Anwendung der Verfahren auf die im November 2004 erfassten Daten jeweils ein größerer Teil als *gestaffelte Schichtung* klassifiziert wird, liegt an den Fahrzeugen, die sich während der Befliegung auf dem Gelände befanden (vgl. Abschnitt 5.2.1). So befindet sich z. B. ein LKW in der Pufferzone um das Gebäude E7 (vgl. Abbildung 67b), der eine zusätzlich eingenommene Fläche für das Gebäude verursacht und somit auch die Volumenzunahme in den unterschiedlichen Pufferzonen erhöht. Da die Gebäude E7 und E8 im Rahmen der Analyse als ein Gebäudekomplex betrachtet werden, wirkt sich die Veränderung der Werte dieser Merkmale auf beide Gebäude aus. Dies zeigt somit, dass Störobjekte, die sich in der direkten Umgebung der betrachteten Gebäude befinden, Fehlklassifikationen hervorrufen können. Dahingegen konnten keine Fehlklassifikationen festgestellt werden, die durch den Rauch verursacht wurden. Dieser hat somit für den untersuchten Datensatz keinen Einfluss auf die Klassifizierungsergebnisse.

Ein weiterer Grund für die Fehlklassifikationen, die an den Gebäuden E7 und E8 auftreten, ist die Beschaffenheit der Schadensstruktur. Der *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* besteht in seinem Rohzustand nur aus vertikalen Elementen und ebenen Betondecken (vgl. Abbildung 10d). Um für die Übungen, die auf dem Übungsgelände durchgeführt werden, ein realistisches Schadensbild zu schaffen, wird er in diesem Fall mit kleinstrukturierten Trümmerteilen vervollständigt. Dies war allerdings während der beiden Befliegungen nicht der Fall. Daher ist die Oberfläche dieses *Trümmerkegels mit vertikalen Elementen* in einigen größeren Bereichen eben, was normalerweise eher untypisch für dieses Schadensbild ist und somit zu Fehlklassifikationen führt.

Die *Rutschfläche* des Gebäudes E3 wird zum Teil als *Schiefstellung* identifiziert. Dies hat zur Folge, dass Bereiche, die als *Rutschfläche* klassifiziert werden, kritisch gesehen werden müssen. Denn während *unveränderte* Gebäudeteile, die nicht als solche erkannt werden können, wie oben erläutert, am ehesten

als *Rutschfläche* klassifiziert werden, zeigt die Fehlklassifikation von Gebäude E3, dass eine tatsächlich vorliegende *Rutschfläche* hingegen nicht unbedingt als solche erkannt wird.

Für Gebäude E6 wird die Hälfte, die sich in den Abbildungen 63 und 64 unten befindet, sehr zuverlässig als *gestaffelte Schichtung* erkannt. Die obere Hälfte wird hingegen häufig als *Schiefstellung* oder *abgetrennter Gebäudeumsturz* klassifiziert.

Für die im November erfassten Daten zeigt Abbildung 63 neben den 2D-Visualisierungen der Klassifizierungsergebnisse für jedes Segment auch das Verhältnis des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert. Analog visualisiert Abbildung 64 die maximalen Vertrauensmaße der Segmente sowie die Breite des Vertrauensintervalls, das sich für die Klasse mit dem größten Vertrauensmaß ergibt. Anhand dieser Maße kann eine Aussage über die Zuverlässigkeit der Klassifizierung getroffen werden. Es wird deutlich, dass das Verhältnis des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert für falsch klassifizierte Bereiche meist relativ gering ist. Allerdings kann auch für richtig klassifizierte Bereiche der größte Zugehörigkeitswert nur minimal größer sein als der zweitgrößte Zugehörigkeitswert. Ist der größte Zugehörigkeitswert allerdings deutlich größer als der zweitgrößte, so bedeutet dies in den meisten Fällen eine richtige Klassifizierung. Wird die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie durchgeführt, so haben falsch klassifizierte Bereiche häufig ein kleineres maximales Vertrauensmaß als richtig klassifizierte. Außerdem ist in falsch klassifizierten Bereichen das Vertrauensintervall relativ breit.

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass eine Verwechslung ähnlicher Schadensbilder häufig vorkommt, dass das Schadensbild *Rutschfläche* nicht zuverlässig erkannt werden kann und dass sich Objekte, die sich innerhalb der Pufferzonen der Gebäude befinden, allerdings nicht durch den Einsturz dieser hervorgerufen wurden, negativ auf die Klassifizierungsergebnisse auswirken können. Für den Großteil der Gebäude konnte das Schadensbild allerdings richtig bestimmt werden.

#### 5.4.3.2 Einfluss multispektraler Information

Die Integration der in Abschnitt 4.4.3.4 vorgestellten Merkmale, welche die spektralen Eigenschaften der Segmente beschreiben, erfolgte nur für das Verfahren, welches die Klassifizierung basierend auf unscharfer Logik durchführt. Auf die Integration in das Verfahren, welches für die Klassifizierung die Dempster-Shafer-Theorie nutzt, wurde verzichtet. Außerdem wurde immer nur eines der Texturmerkmale integriert. Des Weiteren wurde für die niedriger aufgelösten Orthophotos die Texturänderung verwendet, während für die höher aufgelösten Orthophotos lediglich die absoluten Texturwerte genutzt wurden. Es ergaben sich somit acht verschiedene Kombinationen aus Texturmerkmal und geometrischer Auflösung der integrierten Multispektraldaten.

Um analysieren zu können, inwiefern die Ergebnisse durch die Integration der multispektralen Information verbessert werden können und welches der Texturmerkmale am geeignetsten ist, wurden die acht Varianten auf die Daten des Übungsdorfs Epeisses angewandt. Als Schadensdaten wurden dabei nur die im Juni 2004 erfassten Daten verwendet, da die Multispektraldaten, die bei der Befliegung im November 2004 erfasst wurden, für die Rekonstruktion der Texturen der ursprünglichen Dachflächen der eingestürzten Gebäude herangezogen wurden (vgl. Abschnitt 5.2.1).

Tabelle 22 in Anhang A.4 fasst die Klassifizierungsraten zusammen, die sich mit den beiden Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  und  $T_{prod,0.5}$  für die bereits in Abschnitt 5.4.3.1 gewählten Werte für die Standardabweichung und den Mindestflächenanteil ergeben, wenn jeweils ein Texturmerkmal in die Klassifizierung integriert wird. Diese zeigen, dass sich der Anteil *falsch klassifizierter* Gebäude für viele Variationen verringert. Der Anteil der *richtig* bzw. *ähnlich klassifizierten* Gebäude kann allerdings nicht in all diesen Fällen gesteigert werden, was bedeutet, dass der Anteil der Gebäude zunimmt, für die das Schadensbild nicht bestimmt werden kann.

Werden nur die Ergebnisse betrachtet, die durch die Integration der niedriger aufgelösten Orthophotos erzielt werden, so zeigt sich, dass der Laplace-Filter insgesamt genommen geringfügig bessere Ergebnisse liefert als die restlichen Texturmerkmale. Wird das höher aufgelöste Orthophoto integriert, so liefern der Laplace-Filter sowie die lokale Krümmung die besten Ergebnisse. Sowohl bei der Integration der höher aufgelösten Orthophotos als auch bei der Integration der niedriger aufgelösten Orthophotos verringert sich der Anteil der *richtig klassifizierten* Gebäude in etwa der Hälfte der untersuchten Fälle. Dies rührt

wiederum von der Beschaffenheit des *Trümmerkegels mit vertikalen Elementen* der Gebäude E7 und E8 her (vgl. Abschnitt 5.4.3.1). Aufgrund der für einen Trümmerkegel sehr großen homogenen Bereiche ergeben sich relativ geringe Texturwerte und damit auch geringe Texturänderungen. Diese sprechen gegen einen *Trümmerkegel*, weshalb diese Gebäude dann als *horizontale* oder *gestaffelte Schichtung* bzw. als *Schiefstellung* klassifiziert werden.

Insgesamt bleibt somit festzuhalten, dass durch die Integration der multispektralen Texturmerkmale der Anteil *falsch klassifizierter* Gebäude häufig verringert wird, da für einen Teil der *falsch klassifizierten* Gebäude dann keine Entscheidung für eine Klasse getroffen werden kann und diese somit *unklassifiziert* bleiben. Der Anteil *richtig klassifizierter* Gebäude kann hingegen nicht oder nur wenig gesteigert werden. Allerdings vergrößert sich in vielen Fällen das Verhältnis des größten zum zweitgrößten Zugehörigkeitswert für richtig klassifizierte Segmente (vgl. Rehor und Vögtle, 2008). Dies bedeutet, dass die Ergebnisse der Klassifizierung durch die Integration spektraler Information insgesamt zuverlässiger werden.

### 5.4.3.3 Verifizierung an unveränderten Gebäuden

Um sicherzustellen, dass Gebäude, die sich durch die Katastrophe nicht verändert haben, zuverlässig als solche erkannt werden, wurde das entwickelte Verfahren auf die Daten der Ortschaften Gennecy und Avully angewandt (vgl. Abschnitt 5.2.1). Hierbei wurden die im Juni 2004 erfassten Daten als Referenzdaten verwendet und die im November 2004 erfassten als Schadensdaten. Für die Extraktion der Gebäudesegmente zum Referenzzeitpunkt aus den Laserscannerdaten wurde das in Vögtle und Steinle (2000) beschriebene Verfahren eingesetzt. Da nur die Dachflächen der Referenzgebäude für den Vergleich mit den Schadensdaten benötigt werden (vgl. Abschnitt 4.1), wurden keine vollständigen 3D-Modelle der Gebäude rekonstruiert. Es wurden vielmehr nur deren Dachflächen aus dem Last-Echo-nDOM extrahiert. Hierfür wurde der in Abschnitt 4.3.1 beschriebene Flächenwachstumsalgorithmus verwendet.

Bei der Extraktion der Gebäudegrundrisse mit dem Verfahren von Vögtle und Steinle (2000) werden Garagen und kleinere Anbauten häufig als separate Gebäude identifiziert. Wird der Bewertung der Ergebnisse das in Abschnitt 5.4.1 beschriebene gebäudeweise Bewertungsschema zugrunde gelegt, so haben diese Gebäude im Vergleich zu den eigentlich interessierenden größeren Wohngebäuden einen unverhältnismäßig großen Anteil an den Klassifizierungsraten. Daher wird für die Bewertung der Ergebnisse an dieser Stelle nicht auf das in Abschnitt 5.4.1 beschriebene Bewertungsschema zurückgegriffen. Es werden vielmehr die Anteile bestimmt, welche die auftretenden Klassen an der Grundfläche aller Gebäude haben. Da der visuelle Vergleich der wahren Orthophotos, die für die beiden Aufnahmezeitpunkte vorliegen, keine größeren Veränderungen für die Gebäude der beiden Ortschaften ergab, wird davon ausgegangen, dass korrekterweise alle Gebäude als *unverändert* klassifiziert werden sollten.

Die Tabellen 16, 17 und 18 zeigen die prozentualen Anteile der gesamten Gebäudefläche, welche für die verschiedenen Klassifizierungsverfahren und Parameterkombinationen als *unverändert* klassifiziert werden, sowie die, welche einer Schadensklasse zugewiesen werden bzw. *nicht klassifiziert* werden können. In den Abbildungen 68 und 70 sind die Ergebnisse visualisiert, die sich ergeben, wenn die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie mit  $\sigma_0 = 8$  cm und  $t_{minfl} = 10\%$  durchgeführt wird, wobei die Entscheidung für eine Klasse mithilfe des maximalen Vertrauensmaßes getroffen wird. Es wird deutlich, dass für die Ortschaft Gennecy für nahezu alle untersuchten Parameterkombinationen und Klassifizierungsverfahren annähernd alle Gebäude korrekt als *unverändert* erkannt werden. Es treten nur sehr vereinzelte Fehlklassifikationen auf, welche allesamt das einzige Gebäude mit mehreren Dachgauben oder die kleinen Garagen und Hütten betreffen (vgl. Abbildung 68b). Die Ursache für die Fehlklassifikationen an den kleinen Gebäuden bilden die kleinen, falsch klassifizierten Segmente am Rand der Gebäude. Diese werden auch für größere Gebäude häufig einer falschen Klasse zugewiesen (vgl. Abschnitt 4.4.5). Da diese Segmente für kleine Gebäude einen größeren Anteil an der ursprünglichen Gebäudegrundfläche ausmachen, werden sie im Laufe der gebäudeweisen Analyse nicht als vernachlässigbar beurteilt.

Die einzige Ausnahme bezüglich der Tatsache, dass für die Ortschaft Gennecy annähernd alle Gebäude korrekt als *unverändert* klassifiziert werden, bilden die Ergebnisse, die mit dem Fuzzy-

Ortschaft	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	unverändert	eingestürzt	nicht klassifiziert
Genecy	8	5	99.8	0.2	0.0
		10	99.8	0.2	0.0
	15	5	99.7	0.3	0.0
		10	99.7	0.3	0.0
Avully	8	5	83.9	5.2	10.9
		10	83.9	5.2	10.9
	15	5	90.4	7.4	2.1
		10	90.4	7.4	2.1

Tabelle 16: Klassifizierungsraten in Prozent für die Ortschaften Genecy und Avully bei Verwendung des Aggregationsoperators  $T_{prod,mean}$ .

Ortschaft	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	unverändert	eingestürzt	nicht klassifiziert
Genecy	8	5	99.7	0.3	0.0
		10	99.8	0.2	0.0
	15	5	96.8	3.1	0.0
		10	99.7	0.3	0.0
Avully	8	5	83.2	5.6	11.2
		10	83.9	5.2	10.9
	15	5	88.4	8.0	3.5
		10	90.4	7.4	2.1

Tabelle 17: Klassifizierungsraten in Prozent für die Ortschaften Genecy und Avully bei Verwendung des Aggregationsoperators  $T_{prod,0.5}$ .

Ortschaft	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	unverändert	eingestürzt	nicht klassifiziert
Genecy	8	5	99.8	0.2	0.0
		10	99.9	0.1	0.0
	15	5	88.3	0.7	0.0
		10	99.7	0.3	0.0
Avully	8	5	93.5	2.2	4.3
		10	93.9	3.9	2.2
	15	5	93.5	5.2	1.3
		10	94.3	4.4	1.3

Tabelle 18: Klassifizierungsraten in Prozent für die Ortschaften Genecy und Avully bei Verwendung der Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß*.

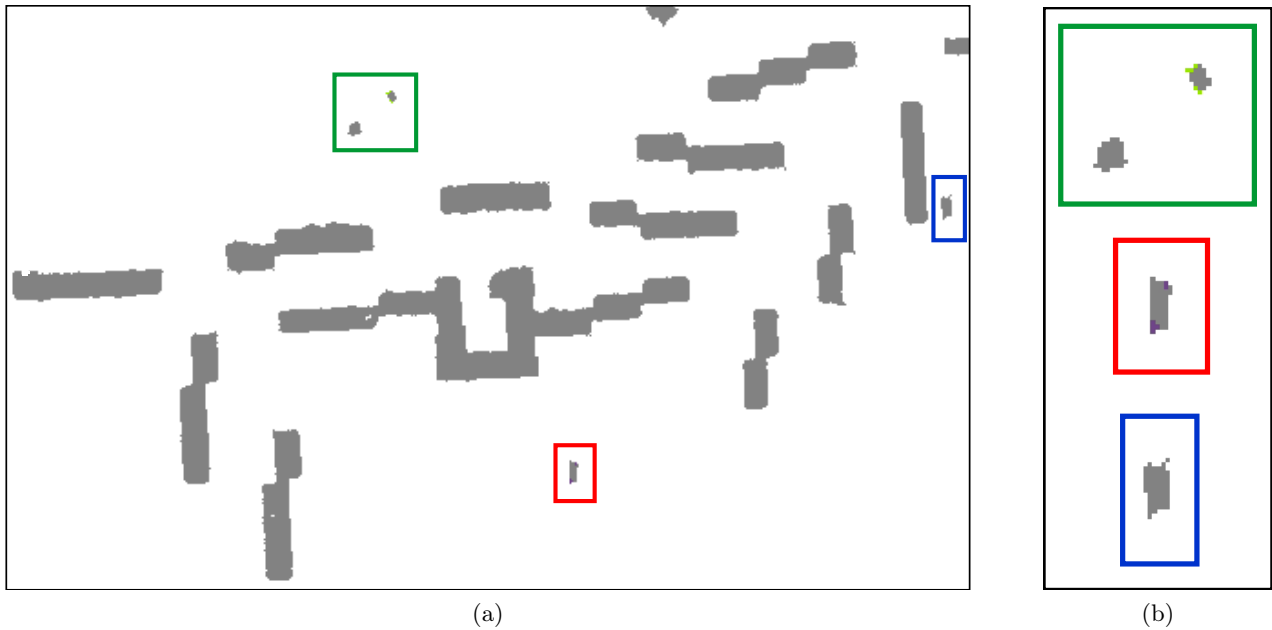


Abbildung 68: Ergebnisse der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie für die Ortschaft Genney ( $\sigma_0 = 8 \text{ cm}$ ,  $t_{\text{minft}} = 10 \%$ , Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß*); (a) gesamte Ortschaft; (b) kleine Gebäude.

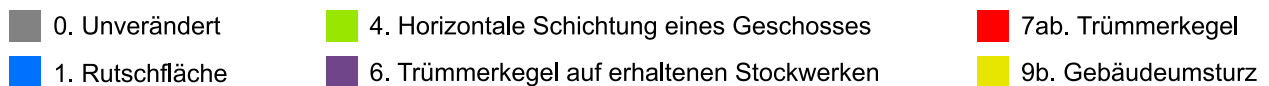


Abbildung 69: Legende zu den Abbildungen 68 und 70.

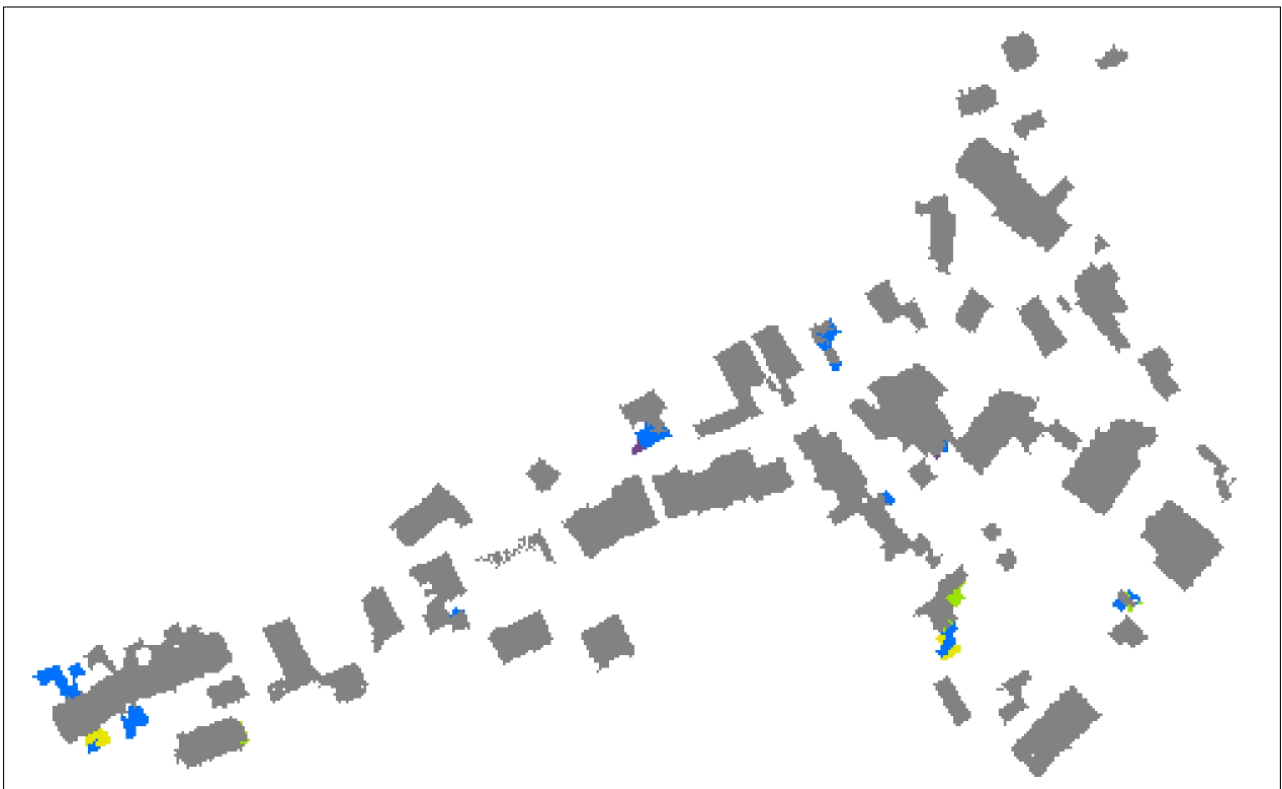


Abbildung 70: Ergebnisse der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie für die Ortschaft Avully ( $\sigma_0 = 8 \text{ cm}$ ,  $t_{\text{minft}} = 10 \%$ , Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß*).

Aggregationsoperator  $T_{prod,0.5}$  sowie einer Standardabweichung  $\sigma_0 = 15$  cm und einem minimalen Flächenanteil von  $t_{minft} = 5\%$  erzielt werden. In diesem Fall werden 3% der Gebäude als eingestürzt klassifiziert, wobei vorwiegend das Schadensbild *Rutschfläche* entlang von Firstlinien auftritt.

Für die Ortschaft Avully werden deutlich weniger Gebäude als *unverändert* klassifiziert als für die Ortschaft Gennecey. So werden 83% - 90% der Gebäudefläche richtig klassifiziert, wenn die Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie erfolgt, wohingegen mithilfe der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie ca. 94% der Fläche korrekt als *unverändert* erkannt werden. Wird bei Verwendung des auf der Fuzzy-Theorie basierenden Verfahrens eine Standardabweichung von 8 cm gewählt, so kann außerdem für 11% der Gebäudefläche nicht entschieden werden, ob die Gebäude *unverändert* oder *eingestürzt* sind. Den Grund für den höheren Anteil falsch klassifizierter Gebäude in der Ortschaft Avully im Vergleich mit der Ortschaft Gennecey stellen die vielen Dachgauben dar, welche die größeren Dachflächen unterbrechen. So ist die Extraktion der ebenen Flächensegmente für die großen Dachflächen der Gebäude der Ortschaft Gennecey deutlich robuster und stabiler als für die kleinen, häufig unterbrochenen Dachflächen der Ortschaft Avully. Außerdem ergeben sich für die Gebäude der Ortschaft Avully aufgrund der Dachgauben große Bereiche mit unebener Oberfläche. Sind die Werte der Merkmale Volumenreduktion bzw. mittlere Höhendifferenz oder der minimalen Höhendifferenz in diesen Bereichen minimal zu groß, so kann das Segment leicht als *Rutschfläche* klassifiziert werden, anstelle als *unverändert* erkannt zu werden.

Insgesamt kann somit festgehalten werden, dass die Identifizierung unveränderter Gebäude stark von deren Architektur abhängt. Unveränderte Gebäude mit großen Dachflächen können sehr zuverlässig als solche erkannt werden. Sind die Dachflächen hingegen zu klein oder werden sie von zu vielen Objekten unterbrochen, die sich auf den Dächern befinden, so ist die Gefahr größer, dass ein unverändertes Gebäude als *eingestürzt* klassifiziert wird. Wird ein unverändertes Gebäude einem Schadensbild zugewiesen, so handelt es sich dabei vornehmlich wiederum um eine *Rutschfläche*. Bei der weiteren Verwendung und Interpretation der Ergebnisse sollte dies berücksichtigt werden.

#### 5.4.4 Ergebnisse für synthetische Daten

Die Ergebnisse, die sich bei Anwendung der Verfahren auf die Datensätze *Indien/Algerien* sowie *Campus* ergeben, werden im Folgenden detaillierter diskutiert. Bei Verwendung der Fuzzy-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung erfolgt dabei wieder eine Beschränkung auf die Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  und  $T_{prod,0.5}$ . Für die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie werden lediglich die Ergebnisse betrachtet, die sich ergeben, wenn das maximale Vertrauensmaß als Entscheidungskriterium herangezogen wird. Abbildung 71 zeigt die Ergebnisse, die sich mit  $\sigma_0 = 15$  cm und  $t_{minft} = 10\%$  ergeben.

Die *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* von Gebäude IA1 wird für alle Verfahrensvarianten und Parameterkombinationen vollständig als solche erkannt. Die sich neben diesem Gebäude befindende *gestaffelte Schichtung* mit horizontal geschichteten Platten in dem Teil der ursprünglichen Grundfläche, zu dessen Seite das Gebäude gestürzt ist, wird in einigen Fällen komplett als *gestaffelte Schichtung* identifiziert. Teilweise erfolgt eine korrekte Aufteilung in die Schadensbilder *gestaffelte Schichtung* und *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse*, wie dies z. B. in Abbildung 71a bzw. 71e der Fall ist. Für einige der untersuchten Verfahrens- und Parameterkombinationen werden allerdings auch Segmente in dem Bereich der ursprünglichen Grundfläche, in dem die Platten nicht horizontal geschichtet sind, als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* klassifiziert oder es wird für das gesamte Gebäude eine *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* festgestellt (vgl. Abbildung 71c).

Für Gebäude IA3 wurden, wie in Abschnitt 5.2.2 erwähnt, zwei unterschiedliche Modelle des intakten Zustands modelliert (vgl. Abbildung 56). Für die Variante IA3a wird bei Verwendung der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie in den meisten Fällen eine *Schiefstellung* sowie eine *horizontale Schichtung eines Geschosses* identifiziert. Da es sich bei dem tatsächlichen Schadensbild dieses Gebäudes um eine Kombination aus diesen beiden Schadensbildern handelt, werden somit beide als korrekt eingestuft. Wird die Dempster-Shafer-Theorie als Basis für die Klassifizierung verwendet, so werden große Teile dieses Gebäudes falsch klassifiziert, wenn als Standardabweichung  $\sigma_0 = 5$  cm bzw.  $\sigma_0 = 10$  cm



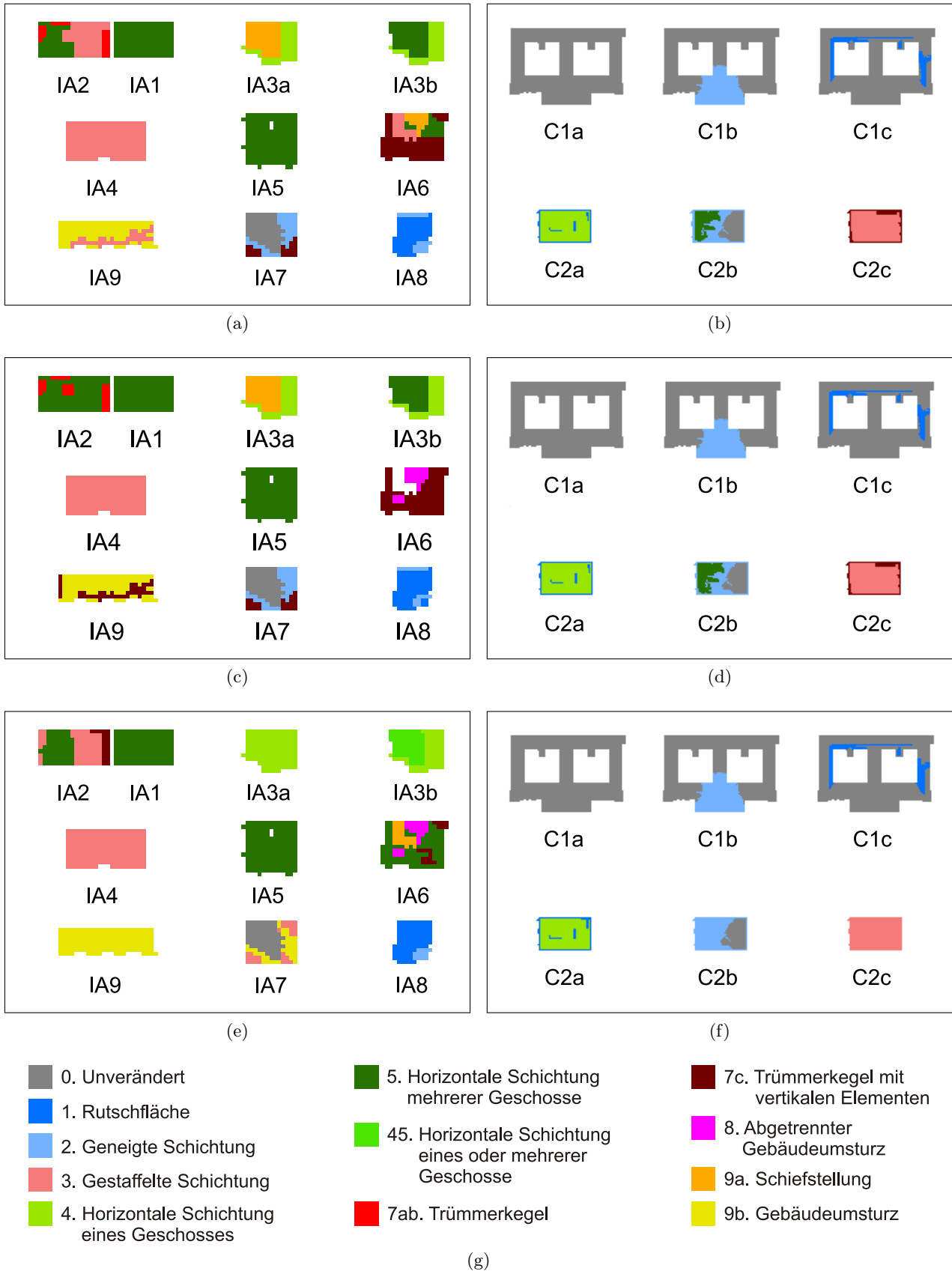


Abbildung 71: Ergebnisse der Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie mit den Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  (a,b) und  $T_{prod,0.5}$  (c,d) sowie der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie für die Entscheidungsregel *maximales Vertrauensmaß* (e,f) angewandt auf die Datensätze *Indien/Algerien* (a,c,e) und *Campus* (b,d,f) ( $\sigma_0 = 15 \text{ cm}$ ,  $t_{minfl} = 10 \%$ ); (g) Legende.

gewählt wird. Wird als Modell für den Referenzzeitpunkt das andere Modell verwendet (IA3b), so wird mit allen Klassifizierungsverfahren häufig eine *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* erkannt. Dies liegt daran, dass das Gebäude in diesem Modell höher ist als in dem anderen Modell (vgl. Abbildung 56). Somit ergibt sich für die zweite Variante eine größere Volumen- und Höhenreduktion. Dies führt dann zumindest teilweise zu einer größeren Anzahl von Geschossen, die von der *horizontalen Schichtung* betroffen zu sein scheinen.

Die *gestaffelte Schichtung* des Gebäudes IA4 wird in allen Fällen als solche erkannt. Es treten lediglich in zwei Fällen am Rand des Gebäudes kleine Bereiche auf, die als *Trümmerkegel* klassifiziert werden, was jedoch von einem Experten als Bestandteil des Schadensbildes *gestaffelte Schichtung* gedeutet werden kann.

Die *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse*, die das Gebäude IA5 aufweist, wird ebenfalls sehr zuverlässig erkannt. Sie wird sogar in allen Fällen vollständig richtig klassifiziert. Dies zeigt, dass die Erkennung dieses Schadensbildes nicht nur für einfache Dachstrukturen wie sie die Gebäude des Übungsdorfs Epeisses aufweisen gut funktioniert, sondern auch bei Gebäuden mit komplexeren Dachstrukturen.

Für Gebäude IA6 wird meist eine Mischung aus mehreren verschiedenen Schadensbildern detektiert. Wird die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie durchgeführt, so werden für vier der sechs analysierten Parameterkombinationen die Schadensbilder *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse*, *Schiefstellung*, *abgetrennter Gebäudeumsturz* sowie *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* erkannt. In den beiden verbleibenden Fällen werden einmal nur die ersten drei genannten Schadensbilder erkannt, der *Trümmerkegel* aber nicht, das andere mal wird zusätzlich zu den vier tatsächlich vorliegenden Schadensbildern noch eine *gestaffelte Schichtung* identifiziert. Auch wenn die Bereiche innerhalb der Grundfläche, in denen die verschiedenen Schadensbilder detektiert werden, vielleicht nicht exakt denen entsprechen, in denen die Schadensbilder auch tatsächlich auftreten, so wird doch richtig erkannt welche Schadensbilder das Gebäude aufweist. Außerdem wird auf diese Weise klar, dass es sich bei dem Gebäude um eine Mischung mehrerer Schadensbilder handelt. Die Ergebnisse, die mithilfe der auf der Fuzzy-Theorie basierenden Klassifizierung erzielt werden, sind für dieses Gebäude schlechter als die mit der Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie erlangten. So werden teilweise zwar die richtigen vier Schadensbilder identifiziert, allerdings hat der detektierte *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* einen größeren Anteil an der Gebäudegrundfläche als der tatsächlich vorliegende *Trümmerkegel*. Außerdem werden häufig größere Teile des Gebäudes entweder *nicht* (vgl. Abbildungen 71c) oder als *gestaffelte Schichtung* (vgl. Abbildungen 71a) klassifiziert. Insgesamt zeigen die Ergebnisse, die für dieses Gebäude erzielt werden, zum einen, dass mit dem entwickelten Verfahren auch komplexe Schädigungen an einem Gebäude erkannt werden können. Zum anderen zeigen sie jedoch auch wieder, dass die Unterscheidung zwischen *Trümmerkegeln* mit und ohne vertikale Elemente nicht zuverlässig erfolgt.

Für Gebäude IA9 wird bei Verwendung der Dempster-Shafer-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung jeweils nur der tatsächliche *Gebäudeumsturz* detektiert. Wird hingegen die Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie durchgeführt, so werden für beide analysierte Aggregationsoperatoren und alle untersuchten Parameterkombinationen Teile der Grundfläche als *gestaffelte Schichtung* oder als *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* klassifiziert. Dies rührt daher, dass die Decke des Erdgeschosses nicht mit dem ursprünglich darüber liegenden Gebäudeteil umgekippt ist, sondern nur auf der hinteren Gebäudeseite heruntergebrochen ist und sich somit als schiefe Ebene noch innerhalb der Grundfläche befindet (vgl. Abbildung 58b). Die Aufteilung der ursprünglichen Gebäudegrundfläche in Segmente, die dann klassifiziert werden, hat in diesem Fall zur Folge, dass die Volumen- und Höhenreduktion für die falsch klassifizierten Segmente nicht so hoch ist, wie dies bei einem *Gebäudeumsturz* eigentlich erwartet würde. Das Gewicht der Merkmale, die für das Gesamtgebäude bestimmt und an die kleineren Segmente vererbt werden, reicht in diesem Fall nicht mehr für eine Klassifizierung der betreffenden Segmente als *Gebäudeumsturz* aus.

Der unveränderte Teil des Gebäudes IA7 wird mit allen untersuchten Verfahrens- und Parametervarianten als solcher erkannt. Die Eckbereiche des Gebäudes, für welche jeweils eine *geneigte Schichtung* neben *Trümmerkegeln* vorliegt, die auch als *geneigte Schichtung* mit Randtrümmern interpretiert werden

kann, werden basierend auf der Fuzzy-Theorie entweder vollständig als *geneigte Schichtung* klassifiziert oder es werden in den Ecken der ursprünglichen Grundfläche *Trümmerkegel mit vertikalen Elementen* und in den Übergangsbereichen zu dem erhaltenen Teil des Gebäudes *geneigte Schichtungen* festgestellt. Beide Varianten werden als korrekt angesehen, auch wenn sich wieder die Problematik bezüglich der Unterscheidung der verschiedenen Arten von *Trümmerkegeln* zeigt. Erfolgt die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie, so werden die eingestürzten Teile des Gebäudes meist als *gestaffelte Schichtung* oder als *Gebäudeumsturz* klassifiziert. Nur bei einer Standardabweichung von 5 cm wird die *geneigte Schichtung* zumindest teilweise erkannt.

Der Großteil des Gebäudes IA8, der eigentlich *unverändert* ist, aufgrund des Modells des intakten Zustands allerdings nicht als solcher erkannt werden kann (vgl. Abschnitt 5.2.2), wird in allen Fällen als *Rutschfläche* klassifiziert. Die Segmente des Gebäudes C1a, die sich im Bereich des eingestürzten Daches befinden, werden ebenfalls als *Rutschfläche* erkannt. Da sie aber einen zu geringen Flächenanteil an der Grundfläche des Gesamtgebäudes haben, werden sie im Zuge der gebäudeweisen Analyse als nicht relevant eingestuft und tauchen somit in den Abbildungen 71b, 71d und 71f nicht auf. Dies bedeutet, dass für das als Schadensklasse nicht berücksichtigte Schadensbild, bei dem ein Satteldach nach seinem Einsturz platt auf dem obersten Geschoss liegt, das Schadensbild *Rutschfläche* identifiziert wird. Bei der Nutzung der Ergebnisse für andere Anwendungen muss dies berücksichtigt werden.

Die *geneigte Schichtung* im Eingangsbereich des Gebäudes C1b wird nur in wenigen Fällen vollständig als solche erkannt. Meist werden die mittleren Bereiche als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* klassifiziert, da die in diesen Bereichen auftretende *mittlere Höhendifferenz* größer ist als die, von welcher üblicherweise für eine *geneigte Schichtung* ausgegangen wird. Da in der Zusammenstellung, welche die Ergebnisse der Auswertung des Schadenskatalogs enthält, die Volumenreduktion bei einer *geneigten Schichtung* als *gering* angegeben ist (vgl. Anhang A.3), wurde bei der Definition der Zugehörigkeits- und Vertrauensdichtefunktionen davon ausgegangen, dass die *mittlere Höhendifferenz* maximal zwei bis drei Stockwerke beträgt. Bei einer Geschosshöhe von 2.50 m - 3.00 m entspricht dies maximal 9.00 m. Für den betreffenden Bereich des Gebäudes C1b wird zum Teil allerdings eine *mittlere Höhendifferenz* von über 11 m erreicht. Ein ähnlicher Fall tritt für die *geneigte Schichtung* des anderen Campus-Gebäudes (C2b) auf. Aufgrund der für eine *geneigte Schichtung* zu großen *mittleren Höhendifferenz* wird auch hier häufig ein Teil als *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* klassifiziert. Der Übergang vom erhaltenen zum eingestürzten Bereich wird außerdem teilweise als *Rutschfläche* klassifiziert. Ein Experte kann dies allerdings richtig interpretieren (vgl. Abschnitt 5.4.1).

Die *geneigte Schichtung*, die in einer Ecke des Gebäudes C1c auftritt, wird nur erkannt, wenn als Mindestflächenanteil, den ein Schadensbild an dem gesamten Gebäude haben muss,  $t_{minft} = 5\%$  gewählt wird. Daher ist dieser Bereich, bei dem es sich in den Abbildungen 71b, 71d und 71f um die rechte obere Ecke des Gebäudes C1c handelt, in diesen Abbildungen als *unverändert* markiert. Dagegen wird für größere Bereiche dieses Gebäudes fälschlicherweise eine *Rutschfläche* detektiert. Dies ist bei anderen als den für Abbildung 71 gewählten Parameterkombinationen zum Teil auch für Gebäude C1b der Fall. Dies bestätigt erneut, dass Bereiche, die als *Rutschfläche* klassifiziert werden, kritisch gesehen werden müssen, da es sich dabei in vielen Fällen auch um *unveränderte* Gebäude bzw. Gebäudeteile handelt.

Sowohl die *horizontale Schichtung eines Geschosses* als auch die *gestaffelte Schichtung*, die für Gebäude C2 modelliert wurden, werden mit allen Verfahren und Parameterkombinationen zuverlässig erkannt. Bei der *horizontalen Schichtung* werden lediglich entlang der Gebäuderänder sowie der Aufbauten, die sich auf dem Dach befinden, *Rutschflächen* detektiert. Aufgrund ihrer linienförmigen Struktur können diese von einem Experten allerdings als vernachlässigbar eingestuft werden. Für die *gestaffelte Schichtung* treten entlang der Ränder der ursprünglichen Grundfläche teilweise *Trümmerkegel* auf, die aber als Element der *gestaffelten Schichtung* interpretiert werden können.

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse, die für die Datensätze *Indien/Algerien* und *Campus* erzielt werden, dass mit dem entwickelten Verfahren auch komplexere Schadensbilder sowie Schadensbilder komplexerer Gebäude sehr zufriedenstellend identifiziert werden können.

## 5.5 Beantwortung der offenen Fragen

Die Anwendung der verschiedenen Verfahren auf die unterschiedlichen Datensätze führt zu den folgenden Antworten auf die zu Beginn dieses Kapitels in Abschnitt 5.1 gestellten Fragen:

- Die Informationen über auftretende Schäden, die allein aus nach der Katastrophe erfassten Laser-scannerdaten gewonnen werden können, beschränken sich auf den Ausschluss bestimmter Schadensbilder für Gebäude, in deren geometrischen Modellen eine ebene Dachstruktur erkennbar ist.
- Das entwickelte Verfahren zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude liefert zufriedenstellende Ergebnisse für alle drei untersuchten Datensätze. Es werden dabei je nach Datensatz 62 %- 98 % der Gebäude richtig klassifiziert. Werden Gebäude, die einem ihrem tatsächlichen Schadensbild ähnlichen Schadensbild zugewiesen werden, ebenfalls als richtig klassifiziert betrachtet, so kann der Anteil richtig klassifizierter Gebäude auf 76 %- 98 % gesteigert werden. Dies zeigt, dass die Trennung der einander ähnlichen Schadensbilder *horizontale Schichtung eines Geschosses* und *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* ebenso nur unsicher möglich ist wie die Unterscheidung zwischen *Trümmerkegeln* und *Trümmerkegeln mit vertikalen Elementen*.
- Die Aufteilung der Gebäude in Segmente, die klassifiziert werden, erlaubt eine korrekte Klassifizierung in Fällen, in denen an einem Gebäude mehrere unterschiedliche Schadensbilder nebeneinander auftreten.
- Objekte, die sich in der Umgebung der analysierten Gebäude befinden, können zusätzlich eingenommene Flächen und Volumenzunahmen hervorrufen, die eine Zuweisung zu einem falschen Schadensbild zur Folge haben können. Daher sollten diese Objekte soweit möglich vor der Analyse aus den Daten entfernt werden. Im Gegensatz dazu kann für Rauch kein Einfluss auf die Klassifizierungsergebnisse festgestellt werden.
- Durch die Berücksichtigung zusätzlicher Multispektralinformation kann der Anteil falsch klassifizierter Gebäude häufig verringert und die Zuverlässigkeit der Klassifizierungsergebnisse erhöht werden. Der Anteil richtig klassifizierter Gebäude kann hierdurch jedoch nicht in allen Fällen gesteigert werden.
- Unveränderte Gebäude werden relativ zuverlässig als solche erkannt. Allerdings hängt ihre Erkennung von der Größe ihrer Dachflächen und der Zahl der sich darauf befindenden Störobjekte (z. B. Dachgauben oder Schornsteine) ab. So werden Gebäude mit großen Dachflächen, auf denen sich wenig Störobjekte befinden, nahezu immer als *unverändert* klassifiziert, während Gebäude mit kleinen Dachflächen und vielen Dachgauben zum Teil als eingestürzt identifiziert werden. Das am häufigsten für diese Gebäude identifizierte Schadensbild ist die *Rutschfläche*. Daher sollten Gebäude, für die eine *Rutschfläche* detektiert wird, im Rahmen darauf aufbauender Anwendungen als kritisch betrachtet werden.
- Für die Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie liefern die Aggregationsoperatoren  $T_{prod,mean}$  und  $T_{prod,0.5}$  die besten Ergebnisse. Für die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie ist es am besten, die Entscheidung für eine Klasse auf der Grundlage des maximalen Vertrauensmaßes zu treffen. Von den beiden Klassifizierungsmethoden stellte sich keine als besser heraus.
- Es kann festgestellt werden, dass die erzielten Ergebnisse von der Wahl der verwendeten Standardabweichung sowie des verwendeten Mindestflächenanteils abhängen, den ein Schadensbild an einem Gebäude haben muss. Eine Systematik hinsichtlich der am besten geeigneten Werte für diese Parameter kann allerdings nicht erkannt werden.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit war die Entwicklung eines vollautomatischen Verfahrens zur schnellen und detaillierten Analyse der eingestürzten Gebäude nach einer Katastrophe. Dieses sollte auf Daten basieren, die mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner erfasst werden. Als Ergebnis sollte das Verfahren sowohl einen groben Überblick über die Schadenslage geben als auch detaillierte Informationen über die Art der auftretenden Schädigungen liefern, die als Basis für eine geometriebasierte Opfer- und Ressourcenabschätzung dienen können.

Als Grundlage für die Detektion und Klassifizierung eingestürzter Gebäude dient ein Modell, welches das Wissen über intakte und eingestürzte Gebäude sowie deren mögliche Schadensbilder zusammenfasst. Die Datenbasis bilden normalisierte digitale Oberflächenmodelle (nDOM) mit einer Rasterweite von 1 m sowie geometrische Modelle der Gebäude vor der Katastrophe und – sofern verfügbar – multispektrale Orthophotos. Die nDOM werden aus den nach der Katastrophe erfassten Laserscannerdaten abgeleitet. Die entwickelte datengetriebene Strategie umfasst die *Vorverarbeitung und Kontextanalyse*, die *Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach der Katastrophe* und das *Verfahren zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude*.

Im Rahmen der *Vorverarbeitung und Kontextanalyse* werden die zugrunde liegenden Daten für eine weitere Prozessierung aufbereitet, indem die Grundflächen der Gebäude vor der Katastrophe in Rasterdaten konvertiert werden. Weiterhin werden Bereiche mit Vegetation bestimmt. Diese bilden Ausschlussregionen für die weitere Analyse. Hierfür wurden zwei Verfahren entwickelt, deren Eignung vom Belaubungszustand der Vegetation sowie den verfügbaren Daten abhängt.

Da das Verfahren zur gebäudeweisen Schadensanalyse auf dem Vergleich geometrischer Modelle der Gebäude vor und nach der Katastrophe basiert, müssen letztere zunächst mithilfe des Verfahrens zur *Generierung geometrischer Modelle von Gebäuden nach einer Katastrophe* aus den nach der Katastrophe erfassten Daten abgeleitet werden. Hierfür werden zunächst Bereiche mit ebener Oberfläche aus den Schadensdaten extrahiert. Diese werden im Rahmen einer anschließenden Dreiecksvermaschung mit den Bereichen mit unebener Oberfläche verknüpft. Auf diese Weise entstehen Vektormodelle, mithilfe derer gewisse Schadensbilder wie *Trümmerkegel* für Gebäude ausgeschlossen werden können, deren Dachstruktur in den Vektormodellen als erhalten erkannt wird. Für Gebäude mit vielen Dachgauben kann hingegen keine Aussage über eine vorliegende Schädigung getroffen werden. Außerdem zeigen die Untersuchungen, dass auch die Bestimmung von Bereichen, die stark geschädigt sind, nur unsicher möglich ist. Vor allem Vegetation und Objekte wie Fahrzeuge, die in den verwendeten Daten enthalten sind, wirken sich nachteilig auf die Erkennung von Schadensgebieten aus.

Den ersten Schritt des *Verfahrens zur Erkennung und detaillierten Klassifizierung eingestürzter Gebäude* bildet nach der Vereinfachung der geometrischen Modelle der Gebäude vor der Katastrophe die Extraktion der Bereiche, auf welche sich die folgende Analyse beschränkt. Anschließend werden die Oberflächeneigenschaften in diesen Bereichen zum Referenz- und Schadenszeitpunkt überlagert und logisch miteinander verknüpft. Auf diese Weise wird jedes Gebäude in Segmente unterteilt, wobei zwischen Segmenten mit ebener Oberfläche und Segmenten mit unebener Oberfläche unterschieden wird. Segmente mit ebener Oberfläche weisen sowohl vor als auch nach der Katastrophe eine ebene Oberfläche auf. Segmente mit unebener Oberfläche haben zu mindestens einem der beiden Zeitpunkte keine ebene Oberfläche. Für die Segmente werden anschließend Merkmale wie die Volumenreduktion oder die Höhendifferenz bestimmt. Des Weiteren werden Merkmale berechnet, welche ein Gebäude als Ganzes beschreiben. Neben diesen Merkmalen, welche die geometrischen Veränderungen der Gebäude beschreiben, werden außerdem Merkmale bestimmt, mit denen multispektrale Information in das Analyseverfahren integriert werden kann, um untersuchen zu können, inwiefern die Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude durch die Berücksichtigung multispektraler Information verbessert werden kann. Hierbei wird unterschieden zwischen Merkmalen, die sich auf die Änderung der Textur in niedriger aufgelösten Orthophotos beziehen, und Merkmalen, welche die Textur in ausschließlich nach der Katastrophe erfassten, höher aufgelösten Orthophotos beschreiben. Mithilfe der Merkmale erfolgt schließlich die Zuordnung der einzelnen Segmente zu den unterschiedenen Schadensklassen. Als Grundlage für die Klassifizierung wurde zum einen die Fuzzy-Theorie gewählt, zum anderen wurde

ein Verfahren basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie entwickelt. Am Ende des Verfahrens zur Erkennung und Klassifizierung eingestürzter Gebäude erfolgt noch eine gebäudeweise Analyse der detektierten Schadensbilder. Während dieser werden Schadensbilder, die nur einen sehr geringen Anteil an der Gesamtfläche eines Gebäudes ausmachen, als vernachlässigbar eingestuft. Des Weiteren wird im Zuge dieser gebäudeweisen Analyse für jedes Gebäude eine Statistik über die auftretenden Schadensbilder mit ihren Anteilen an der ursprünglichen Grundfläche der Gebäude erstellt. Die Ergebnisse der gebäudeweisen Schadensanalyse können sowohl zwei- als auch dreidimensional visualisiert werden. Außerdem werden die Werte der Merkmale (z. B. Volumenreduktion), die für anderweitige Anwendungen wie die Opfer- und Ressourcenabschätzung von Interesse sind, in alphanumerischer Form bereitgestellt.

Die Anwendung des Verfahrens auf Daten, die im Rahmen zweier Laserscannerbefliegungen für ein Gebiet mit realen Schadensstrukturen erfasst wurden, sowie auf Daten, die durch Simulation einer Laserscannerbefliegung basierend auf CAD-Modellen eingestürzter Gebäude generiert wurden, liefert gute Ergebnisse. Der Vergleich der Ergebnisse, die mit den unterschiedlichen Klassifizierungsverfahren erzielt werden, ergibt keine Präferenz für eines von diesen. Für die Klassifizierung basierend auf der Fuzzy-Theorie eignen sich von acht untersuchten Aggregationsoperatoren zwei Varianten des algebraischen Produkts am besten. Für die Klassifizierung basierend auf der Dempster-Shafer-Theorie zeigt der Vergleich von drei möglichen Entscheidungsregeln, dass es am günstigsten ist, die Schadensklasse mit dem maximalen Vertrauensmaß zu wählen. Die Untersuchung unterschiedlicher Parametereinstellungen zeigt eine Abhängigkeit der Ergebnisse von den gewählten Parameterwerten. Eine Systematik hinsichtlich der Parameterwerte, die für die unterschiedlichen Klassifizierungsverfahren und Datensätze die besten Ergebnisse liefern, kann jedoch bisher nicht festgestellt werden. Dies bedeutet, dass die Parameterwerte nicht übertragbar sind.

Für die realen Daten sind die erzielten Klassifizierungsraten etwas geringer als für die synthetisch erzeugten Daten. Dies kann allerdings zum Teil durch die Eigenschaften der Schadensstrukturen, für welche reale Daten erfasst wurden, erklärt werden, die nicht in allen Fällen vollständig realistisch sind. Zum Teil werden die geringeren Klassifizierungsraten für die real erfassten Daten auch durch Fahrzeuge verursacht, die sich während der zweiten Befliegung in der näheren Umgebung einiger Gebäude befanden. Die praktischen Untersuchungen zeigen, dass durch die Aufteilung der Gebäude in kleinere Segmente auch Gebäude, an denen mehrere Schadensbilder nebeneinander auftreten, richtig klassifiziert werden können. Es wird allerdings auch deutlich, dass einander ähnliche Schadensbilder nicht zuverlässig voneinander unterschieden werden können. Weiterhin kann festgestellt werden, dass die Ergebnisse durch die Berücksichtigung multispektraler Daten zuverlässiger werden.

Die Qualität der Ergebnisse für unveränderte Gebäude hängt stark von der Architektur der Gebäude ab. So werden große Gebäude mit großen, ebenen Dachflächen, auf denen sich keine bzw. kaum Dachgauben oder sonstige Störobjekte befinden, annähernd vollständig korrekt klassifiziert. Für kleine Gebäude mit vielen Dachgauben wird hingegen ein etwas größerer Anteil als eingestürzt detektiert, wobei in diesen Fällen meist das Schadensbild *Rutschfläche* identifiziert wird. Des Weiteren kann für Gebäude mit vielen Dachgauben häufiger nicht erkannt werden, ob sie unverändert erhalten sind oder ob ein Einsturz vorliegt. Während falsch klassifizierte unveränderte Gebäude meist als *Rutschfläche* klassifiziert werden, konnte das Schadensbild des einzigen in den Datensätzen enthaltenen Gebäudes, bei dem es sich tatsächlich um eine *Rutschfläche* handelt, nicht mit allen Klassifizierungsverfahren korrekt erkannt werden. Dies hat zur Folge, dass das Schadensbild *Rutschfläche* als Ergebnis der Schadensanalyse kritisch betrachtet werden muss.

Insgesamt ermöglicht das entwickelte Verfahren somit eine äußerst detaillierte Erkennung und Unterscheidung der Schadensbilder eingestürzter Gebäude, wie sie mit bisher existierenden Verfahren für die Analyse eingestürzter Gebäude basierend auf Fernerkundungsdaten nicht möglich war. Als Ergebnis liefert das Verfahren die Informationen über die einzelnen Gebäude, welche für die Opfer- und Ressourcenabschätzung von Schweier und Markus (2004, 2006b) benötigt werden. Durch die vollautomatische Prozesskette ist hierfür keine menschliche Interaktion nötig.

Das vorgestellte Verfahren bietet allerdings noch Optimierungspotenzial. So konnte die Leistungsfähigkeit des Systems bislang nicht anhand von real erfassten Daten für tatsächlich von einer Katastrophe betroffene Gebiete nachgewiesen werden, da bisher keine solchen Datensätze verfügbar waren. In-

zwischen wurden allerdings Laserscannerdaten für Gebiete erfasst, die von den Starkbeben in Haiti und Chile Anfang des Jahres 2010 betroffen waren. Auch wenn mithilfe des Datensatzes *Epeisses* eine Anwendung auf real erfasste Daten erfolgen konnte, handelt es sich bei den Gebäuden auf dem Übungsgelände zum Teil doch um weniger komplexe Gebäude- und Trümmerstrukturen. Daher sollte die Leistungsfähigkeit des Verfahrens anhand dieser neuen Datensätze untersucht werden. Für Haiti könnte dabei allerdings das Problem auftreten, dass keine oder nur wenige Referenzmodelle der Gebäude verfügbar sind. Die Existenz von dreidimensionalen Modellen der Gebäude vor der Katastrophe, die für die Anwendung der detaillierten Schadensanalyse essentiell ist, bildet somit eine weitere Einschränkung des Verfahrens. Vor allem in weniger entwickelten Ländern ist es daher eventuell nicht großflächig einsetzbar. Für besser entwickelte Länder wird die Verfügbarkeit von 3D-Gebäudemodellen aufgrund ihrer wachsenden Bedeutung in Zukunft hingegen stark zunehmen.

Bezüglich der Evaluierung des Verfahrens sollte außerdem noch untersucht werden, welchen Einfluss die Eigenschaften der zugrunde liegenden Daten auf die erzielten Ergebnisse haben (z. B. Punktdichte, Höhengenaugigkeit). Eine Möglichkeit, weitere Datensätze für diesen Zweck zu erhalten, ist die Simulation weiterer Laserscannerbefliegungen basierend auf den CAD-Modellen eingestürzter Gebäude mit unterschiedlichen Flughöhen und Fluggeschwindigkeiten. Außerdem könnte Rauschen auf die existierenden Daten modelliert werden. Um einen schnelleren Arbeitsablauf zu ermöglichen, sollte zunächst ein automatisiertes Vorgehen für die Auswertung der Ergebnisse entwickelt werden. Dabei ist es denkbar, die Bewertung in verschiedenen Abstraktionsebenen durchzuführen. So könnte z. B. in einer höheren Ebene nur das vorherrschende Schadensbild eines Gebäudes betrachtet werden, während in einer niedrigeren Ebene auch kleinere Details bei der Bewertung berücksichtigt werden.

Außer für die Verifizierung des Verfahrens könnten real erfasste Daten von Gebäuden, welche tatsächlich durch eine Katastrophe eingestürzt sind, dazu verwendet werden, um die charakteristischen Werte der verwendeten Merkmale für die einzelnen Schadensbilder genauer abzuleiten. Sind Daten für eine genügend große Anzahl von Gebäuden verfügbar, so könnten z. B. auch die Zugehörigkeitsfunktionen sowie die Vertrauensdichtefunktionen mithilfe statistischer Methoden aus diesen Daten bestimmt werden. Auf diese Weise könnten eventuell auch die Fehlklassifikationen verringert werden, die hinsichtlich des Schadensbildes *Rutschfläche* auftreten.

Ein anderer Ansatz für die bessere Trennung der Klassen *unverändert* und *Rutschfläche* könnte die Bestimmung der Signifikanz von Merkmalswerten mithilfe statistischer Tests sein. Grundlage hierfür wäre eine strenge Varianzfortpflanzung ausgehend von den Originaldaten bis hin zu den Merkmalswerten. So könnten die Zugehörigkeitswerte bzw. Vertrauensdichten für die einzelnen Merkmale in Abhängigkeit der Genauigkeit des Merkmalswertes bestimmt werden. Für die Klasse *unverändert* könnte somit z. B. für weniger genau bestimmte Dachflächen eine größere Volumenreduktion oder Höhendifferenz zugelassen werden als für genauer bestimmte Dachflächen. Bei Verwendung der Fuzzy-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung könnte eine andere Möglichkeit für die Berücksichtigung der Unsicherheiten und Unschärfen in den Merkmalswerten darin bestehen, dass die Merkmalswerte nicht als scharfe Singletons modelliert werden, sondern als echte unscharfe Mengen (z. B. als Dreieckszahl).

Durch die Zerlegung der Gebäude in Segmente, welche klassifiziert werden, ist es möglich, unterschiedliche Schadensbilder, die an einem Gebäude auftreten, zu identifizieren. Dieses Vorgehen kann allerdings auch dazu führen, dass einzelne Segmente eines Gebäudes falsch klassifiziert werden, während für die restlichen Bereiche des Gebäudes das korrekte Schadensbild bestimmt wird. Dieses Problem kann eventuell durch den Übergang von der rein datengetriebenen Extraktionsstrategie zu einer hybriden Steuerung gelöst werden. So könnten mithilfe der Klassifizierungsergebnisse für die einzelnen Segmente Hypothesen für die Schadensbilder größerer Gruppen von Segmenten oder ganzer Gebäude generiert werden, die anschließend überprüft werden. Bei der Generierung der Hypothesen könnten z. B. auch die Schadensbilder mit dem jeweils zweitgrößten Zuverlässigkeitswert bzw. Vertrauensmaß berücksichtigt werden.

In zukünftigen Weiterentwicklungen sollten außerdem häufig auftretende Kombinationen von Schadensbildern berücksichtigt werden. Hierzu zählt z. B. die Kombination einer *horizontalen Schichtung* und einer *Schiefstellung*. Für die bessere Unterscheidung zwischen den ähnlichen Schadensbildern *horizontale Schichtung eines Geschosses* und *horizontale Schichtung mehrerer Geschosse* könnte die Geschoss-

höhe als zusätzliche Information integriert werden. Somit wäre es möglich, die mittlere Höhendifferenz mit dieser zu vergleichen und auf diese Weise die Anzahl betroffener Stockwerke zuverlässiger abzuleiten. Des Weiteren sollte noch genauer untersucht werden, wie die Unterscheidung zwischen den unterschiedlichen Arten von *Trümmerkegeln* besser realisiert werden kann. Eine Möglichkeit für die Unterscheidung von *Trümmerkegeln* und *geschichteten Trümmerkegeln* mithilfe der höher aufgelösten Orthophotos könnte z. B. die Extraktion homogener Bereiche sein, die für *geschichtete Trümmerkegel* größer sind als für *Trümmerkegel* ohne größere erkennbare Platten. Weiterhin könnten zusätzliche Merkmale für die Beschreibung der geometrischen Änderungen eingeführt werden, die z. B. die Art der Trümmerstruktur außerhalb der ursprünglichen Grundfläche oder den Übergang an der Grundflächen-grenze charakterisieren.

Als Grundlage für die Klassifizierungsverfahren wurden die Fuzzy-Theorie sowie die Dempster-Shafer-Theorie gewählt. Auf die Implementierung einer Klassifizierung basierend auf dem Bayes-Theorem wurde verzichtet, da kein vollständiges Wahrscheinlichkeitsmodell vorlag und die nötigen Grundvoraussetzungen somit nicht erfüllt waren. Aufgrund der geringen Anzahl an Trainingsbeispielen konnten die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen sowie die A-priori-Wahrscheinlichkeiten auch nicht aus solchen geschätzt werden. Sind nun allerdings Datensätze mit einer größeren Anzahl eingestürzter Gebäude vorhanden, so wäre es sicherlich wichtig, in weiteren Forschungsarbeiten einen Vergleich der in dieser Arbeit eingesetzten Klassifizierungsverfahren mit einem Verfahren basierend auf dem Bayes-Theorem durchzuführen. Die Verwendung der Bayes-Theorie als Grundlage für die Klassifizierung hätte auch den Vorteil, dass A-priori-Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten der einzelnen Schadensbilder, z. B. in Abhängigkeit von der Bauweise und den verwendeten Baumaterialien, berücksichtigt werden könnten.

Für eine zukünftige operationelle Anwendung ist ein hierarchischer Ansatz denkbar. So könnten zunächst auf der Grundlage von SAR-Daten Gebiete detektiert werden, in denen starke Veränderungen auftreten und in denen somit größere Schäden zu erwarten sind. Für diese Gebiete könnte dann eine Laserscannerbefliegung durchgeführt werden und basierend auf den so erfassten Daten eine gebäudeweise Analyse der Schädigungen erfolgen. Für die Erfassung von noch detaillierterer Information über die Schadenslage ist weiterhin der Einsatz unbemannter Luftfahrzeuge (unmanned aerial vehicles, UAV) denkbar. Hierbei sollte auch geprüft werden, inwiefern digitale Oberflächenmodelle, die aus Daten abgeleitet werden, welche mit UAV erfasst werden, für die in dieser Arbeit beschriebene Schadensanalyse geeignet sind.

Auch wenn der praktische Einsatz des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahrens momentan noch nicht möglich ist, konnte doch erstmals nachgewiesen werden, dass die Erkennung eingestürzter Gebäude und die detaillierte Bestimmung ihres Schadensbildes basierend auf digitalen Oberflächenmodellen, die aus den Daten eines flugzeuggetragenen Laserscanners abgeleitet werden, vollautomatisch möglich ist.



## Literatur

- Albertz, J., 2007: Einführung in die Fernerkundung: Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern. 3. Auflage, Wissenschaftliche Buchgesellschaft, Darmstadt.
- Aschenbeck, F., 2003: Entwicklung eines Schadenskatalogs. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe (TH).
- Axelsson, P., 2000: DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models. In: International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 33, Part B4, 111–118.
- Baarda, W., 1967: Statistical concepts in geodesy. Publications on Geodesy, New Series, Vol. 2, No. 4, Rijkscommissie voor Geodesie (Netherlands Geodetic Commission), Delft.
- Baarda, W., 1968: A testing procedure for use in geodetic networks. Publications on Geodesy, New Series, Vol. 2, No. 5, Rijkscommissie voor Geodesie (Netherlands Geodetic Commission), Delft.
- Bach, H., Appel, F., Felah, K. und de Fraipont, P., 2005: Application of flood monitoring from satellite for insurances. In: International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2005, Seoul, Korea, 63–66.
- Bamler, R., Adam, N., Hinz, S. und Eineder, M., 2008: SAR-Interferometrie für geodätische Anwendungen. Allgemeine Vermessungs-Nachrichten, Heft 7/2008, 243–252.
- Beck, S., 2005: Ein Konzept zur automatischen Lösung von Entscheidungsproblemen bei Unsicherheit mittels der Theorie der unscharfen Mengen und der Evidenztheorie. Schriftenreihe des Instituts für Angewandte Informatik – Automatisierungstechnik, Universität Karlsruhe (TH); Band 1, Universitätsverlag Karlsruhe, Karlsruhe.
- Bezdek, J.C., 1993: Fuzzy models – what are they, and why?. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 1, 1–6.
- Bezdek, J.C., 1994: The thirsty traveler visits Gamont: a rejoinder to “Comments on fuzzy sets – what are they and why?”. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 2, No. 1, 43–45.
- Bähr, H.-P., 2001: The power of the links. Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation (PFG), Heft 1/2001, 23–31.
- Bähr, H.-P., 2005: Ein Gerüst der Bildanalyse. In: Bähr, H.-P. und Vögtle, T. (Hrsg.), Digitale Bildverarbeitung – Anwendungen in Photogrammetrie, Fernerkundung und GIS, 4., völlig neu bearbeitete Auflage, Wichmann, Heidelberg, 81–105.
- Bähr, H.-P., 2007: Von Platon bis second life: Anschauung steuert Erkenntnis. Allgemeine Vermessungs-Nachrichten, Heft 11–12/2007, 369–374.
- Bähr, H.-P. und Lenk, H., 2002: Steps to cognition in image analysis and in philosophy – a comparison. In: International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 34, Part 3B, 16–17.
- Bähr, H.-P., Steinle, E. und Vögtle, T., 2004: Bildanalyse in Geowissenschaften und bei Ingenieurmaßnahmen. In: SFB 461 Universität Karlsruhe (Hrsg.), Sonderforschungsbereich 461 – Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen (Berichtsband für die Jahre 2002–2004), Karlsruhe, 553–610. URL <http://www-sfb461.ipf.uni-karlsruhe.de/publications/readpdf.php?id=581> (Stand: 05.06.2010).
- Bill, R., 1999: Grundlagen der Geo-Informationssysteme, Band 2: Analysen, Anwendungen und neue Entwicklungen. 2. Auflage, Wichmann, Heidelberg.
- Bill, R. und Fritsch, D., 1999: Grundlagen der Geoinformationssysteme, Band 1: Hardware, Software und Daten. 4. Auflage, Wichmann, Heidelberg.
- Bishop, C.M., 2006: Pattern Recognition and Machine Learning. Springer-Verlag, New York.

- Bloch, I., 1996: Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multi-modality medical images taking partial volume effect into account. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 17, No. 8, 905–919.
- Bollmann, J. und Koch, W.-G. (Hrsg.), 2001: *Lexikon der Kartographie und Geomatik, Band 1: A bis Karti*. Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg.
- Brenner, C., 2000: Dreidimensionale Gebäuderekonstruktion aus digitalen Oberflächenmodellen und Grundrissen. *Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 530*, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Brenner, C. und Haala, N., 2000: Erfassung von 3D Stadtmodellen. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation (PFG)*, Heft 2/2000, 109–118.
- Bretar, F. und Chehata, N., 2007: Digital terrain model on vegetated areas: Joint use of airborne lidar and optical images. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3/W49A, 19–24.
- Bronstein, I.N., Semendjajew, K.A., Musiol, G. und Mühlig, H., 2001: *Taschenbuch der Mathematik*. 5. Auflage, Verlag Harri Deutsch, Thun und Frankfurt am Main.
- Brunn, A. und Weidner, U., 1998: Hierarchical Bayesian nets for building extraction using dense digital surface models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 5, 296–307.
- Chesnel, A.-L., Binet, R. und Wald, L., 2007: Quantitative assessment of building damage in urban areas using very high resolution images. In: *Urban Remote Sensing Joint Event 2007, Paris, France*, 5 pages.
- Chesnel, A.-L., Binet, R. und Wald, L., 2008: Urban damage assessment using multimodal QuickBird images and ancillary data: the Bam and the Boumerdes earthquakes. In: *6th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Applications, September 11–12, 2008, Pavia, Italy*, 6 pages.
- Colwell, R.N., Brewer, W., Landis, G., Langley, P., Morgan, J., Rinker, J., Robinson, J.M. und Sorem, A.L., 1963: Basic matter and energy relationships involved in remote reconnaissance. *Photogrammetric Engineering*, Vol. 29, 761–799.
- DIN, Deutsches Institut für Normung e.V. (Hrsg.), 1998: *Vermessungswesen: Normen. DIN-Taschenbuch 111, Normen (Bauwesen 12)*. 6. Auflage, Beuth Verlag GmbH, Berlin.
- Dubois, D. und Prade, H., 1985: A review of fuzzy set aggregation connectives. *Information Sciences*, Vol. 36, No. 1–2, 85–121.
- Dubois, D. und Prade, H., 1988: *Possibility theory: An approach to computerized processing of uncertainty*. Plenum Press, New York.
- Duda, R.O., Hart, P.E. und Stork, D.G., 2001: *Pattern classification*. 2. Auflage, Wiley-Interscience, New York.
- Earthquake Engineering Research Institute (EERI) (Hrsg.), 2005: *Earthquake Spectra*. Vol. 21, No. S1.
- Eguchi, R.T., Huyck, C.K. und Adams, B.J., 2005: An urban damage scale based on satellite and airborne imagery. In: *3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, September 12–13, 2005, Chiba, Japan*.
- Elaksher, A.F. und Bethel, J.S., 2002: Reconstructing 3D buildings from lidar data. In: *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 34, Part 3A, 102–107.
- Förstner, W., 1993: Image Matching. In: *Haralick, R.M. und Shapiro, L.G., Computer and Robot Vision (Volume II)*, Addison-Wesley, Boston, 289–379.
- Gehbauer, F., Hirschberger, S. und Markus, M., 2001: Grundlagen neuer Technologien und Verfahrenstechniken für Rettungs-, Bergungs- und Wiederaufbaumaßnahmen. In: *SFB 461 Universität*

- Karlsruhe (Hrsg.), Sonderforschungsbereich 461 – Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen (Berichtsband für die Jahre 1999 – 2001), Karlsruhe, 639–685.
- Gehbauer, F., Markus, M., Engelmann, H., Popa, I., Schweier, C., Rehor, M. und Werder, S., 2007: The Disaster Management Tool (DMT). In: Proceedings of the International Symposium on Strong Vrancea Earthquakes and Risk Mitigation, Bucharest, Romania, 421–431.
- Gehbauer, F., Markus, M., Fiedrich, F., Gentes, S. und Schweier, C., 2003: Forschungsarbeiten zur technischen und organisatorischen Bewältigung von Katastrophen mit Gebäudeschäden. Bauingenieur, Band 78 (Juli/August 2003), 369–378.
- Gehbauer, F., Schweier, C. und Markus, M., 2004: Grundlagen neuer Technologien und Verfahrenstechniken für Rettungs-, Bergungs- und Wiederaufbaumaßnahmen. In: SFB 461 Universität Karlsruhe (Hrsg.), Sonderforschungsbereich 461 – Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen (Berichtsband für die Jahre 2002 – 2004), Karlsruhe, 659–696. URL <http://www-sfb461.ipf.uni-karlsruhe.de/publications/readpdf.php?id=567> (Stand: 05.06.2010).
- Gülch, E., 1994: Erzeugung digitaler Geländemodelle durch automatische Bildzuordnung. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 418, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Grabisch, M., 2000: Fuzzy integral for classification and feature extraction. In: Grabisch, M., Murofushi, T. und Sugeno, M. (Hrsg.), Fuzzy measures and integrals: Theory and applications, Physica-Verlag, New York, 415–434.
- Grünthal, G. (Hrsg.), 1998: European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98). Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie 15, Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie, Luxembourg.
- Gusella, L., Adams, B.J., Bitelli, G., Huyek, C.K. und Mognola, A., 2005: Object-oriented image understanding and post-earthquake damage assessment for the 2003 Bam, Iran, earthquake. Earthquake Spectra, Vol. 21, No. S1, 225–238.
- Haala, N. und Wolff, K., 2009: Digitale photogrammetrische Luftbildkamerasysteme – Evaluation der automatischen Generierung von Höhenmodellen. In: 29. Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF 2009, Jena, 23–32.
- Haberäcker, P., 1991: Digitale Bildverarbeitung: Grundlagen und Anwendungen. 4. Auflage, Carl Hanser Verlag, München.
- Handels, H., 2009: Medizinische Bildverarbeitung: Bildanalyse, Mustererkennung und Visualisierung für die computergestützte ärztliche Diagnostik und Therapie. 2. Auflage, Vieweg+Teubner, Wiesbaden.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. und Dinstein, I., 1973: Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, 610–621.
- Haralick, R.M., 1979: Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, 786–804.
- Heck, B., 1985: Ein- und zweidimensionale Ausreißertests bei der ebenen Helmert-Transformation. Zeitschrift für Vermessungswesen, Band 110, Nr. 10, 461–471.
- Hinz, S., 2004: Automatische Extraktion urbaner Straßennetze aus Luftbildern. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 580, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Hommel, M., 2009a: Integration of changes in the surroundings of reference buildings into a building damage analysis based on airborne lidar data. In: Proceedings of the 7th International Workshop on Remote Sensing and Disaster Response, Austin, Texas, USA, Paper No. 24, 10 pages. URL [http://mceer.buffalo.edu/publications/workshop/10-SP02/Papers/24-Session\\_other\\_Hommel\\_7RS\\_Wkshp.pdf](http://mceer.buffalo.edu/publications/workshop/10-SP02/Papers/24-Session_other_Hommel_7RS_Wkshp.pdf) (Stand: 05.06.2010).

- Hommel, M., 2009b: Verification of a building damage analysis and extension to surroundings of reference buildings. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 38, Part 3/W8, 18–23.
- Horn, B.K.P., 1986: *Robot Vision* (MIT Electrical Engineering and Computer Science). MIT press Ed, The MIT Press, Boston.
- Huyck, C.K., Adams, B.J. und Gusella, L., 2004: Damage detection using neighborhood edge dissimilarity in very high-resolution optical data. In: *Second International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response*, Newport Beach, California, USA.
- Jähne, B., 2005: *Digitale Bildverarbeitung*. 6., überarbeitete und erweiterte Auflage, Springer-Verlag, Berlin.
- Jutzi, B. und Gross, H., 2009: Normalization of lidar intensity data based on range and surface incidence angle. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 38, Part 3/W8, 213–218.
- Klein, L.A., 2004: *Sensor and Data Fusion: A Tool for Information Assessment and Decision Making* (SPIE Press Monograph Vol. PM138). SPIE – The International Society for Optical Engineering, Bellingham.
- Koch, K.-R., 2000: *Einführung in die Bayes-Statistik*. Springer-Verlag, Berlin.
- Kraus, K., 1996: *Photogrammetrie, Band 2: Verfeinerte Methoden und Anwendungen*. 3. Auflage, Dümmler, Bonn.
- Kraus, K., 2004: *Photogrammetrie, Band 1: Geometrische Informationen aus Photographien und Laserscanneraufnahmen*. 7. Auflage, de Gruyter, Berlin.
- Kreyszig, E., 1998: *Statistische Methoden und ihre Anwendungen*. 7. Auflage, Vandenhoeck & Ruprecht, Göttingen.
- Kruse, R., Gebhardt, J. und Klawonn, F., 1991: Modellierung von Vagheit und Unsicherheit – Fuzzy Logik und andere Kalküle. *Künstliche Intelligenz*, Band 5, Heft 4, 13–17.
- Krystek, M., 2009: Die Anwendung der Wahrscheinlichkeitstheorie in der Längenmesstechnik. *Allgemeine Vermessungs-Nachrichten*, Heft 6/2009, 213–238.
- Kupferer, S., 2005: Anwendung der Total-Least-Squares-Technik bei geodätischen Problemstellungen. *Schriftenreihe des Studiengangs Geodäsie und Geoinformatik*; Band 2005,1; Universitätsverlag Karlsruhe, Karlsruhe.
- Laws, K.I., 1984: Goal-directed textured-image segmentation. *Technischer Bericht 334*, Artificial Intelligence Center, SRI International, Menlo Park, California. URL <http://www.ai.sri.com/pubs/files/618.pdf> (Stand: 06.06.2010).
- Le Hégarat-Masclé, S., Bloch, I. und Vidal-Madjar, D., 1997: Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 35, No. 4, 1018–1031.
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W. und Chipman, J.W., 2008: *Remote sensing and image interpretation*. 6. Auflage, Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- Liu, L. und Yager, R.R., 2008: Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions: An introduction. In: Yager, R.R. und Liu, L., *Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions*, Springer-Verlag, Berlin, 1–34.
- Maas, H.-G., 1999: The potential of height texture measures for the segmentation of airborne laser-scanner data. In: *Proceedings of the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition/21st Canadian Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, Canada, 154–161.

- Markus, M., Engelmann, H., Gehbauer, F., Leebmann, J. und Schweier, C., 2006: The disaster management tool – concept and application experiences. In: Proceedings of the 8th U.S. National Conference on Earthquake Engineering “100th Anniversary Earthquake Conference – Managing Risk in Earthquake Country”, April 18–22, 2006, San Francisco, California, USA, Paper No. 1253.
- Matsuoka, M. und Yamazaki, F., 2000: Use of interferometric satellite SAR for earthquake damage detection. In: Proceedings of the 6th International Conference on Seismic Zonation: Managing Earthquake Risk in the 21st Century, November 12–15, 2000, Palm Springs, California, USA, Earthquake Engineering Research Institute, 6 pages.
- Matsuoka, M. und Yamazaki, F., 2005: Building damage mapping of the 2003 Bam, Iran, earthquake using Envisat/ASAR intensity imagery. *Earthquake Spectra*, Vol. 21, No. S1, 285–294.
- Mayer, A., Mechler, B., Schlindwein, A. und Wolke, R., 1993: *Fuzzy Logic: Einführung und Leitfaden zur praktischen Anwendung; mit Fuzzy-Shell in C++*. 1. Auflage, Addison-Wesley, Bonn.
- Mayer, H., 1998: *Automatische Objektextraktion aus digitalen Luftbildern*. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 494, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Mitchell, T.M., 1997: *Machine learning*. Internat. ed., McGraw-Hill, Singapore.
- Miura, H., Yamazaki, F. und Matsuoka, M., 2007: Identification of damaged areas due to the 2006 central Java, Indonesia earthquake using satellite optical images. In: *Urban Remote Sensing Joint Event 2007*, Paris, France.
- Münchener Rück, 2007: *Schadenspiegel 1/2007 – Themenheft Risikofaktor Erde*. 50. Jahrgang, URL [http://www.munichre.com/publications/302-05321\\_de.pdf](http://www.munichre.com/publications/302-05321_de.pdf) (Stand: 08.09.2009).
- Münchener Rück, 2008: *Topics Geo Naturkatastrophen 2007 – Analysen, Bewertungen, Positionen*. URL [http://www.munichre.com/publications/302-05698\\_de.pdf](http://www.munichre.com/publications/302-05698_de.pdf) (Stand: 15.02.2010).
- Münchener Rück, 2009: *Topics Geo Naturkatastrophen 2008 – Analysen, Bewertungen, Positionen*. URL [http://www.munichre.com/publications/302-06021\\_de.pdf](http://www.munichre.com/publications/302-06021_de.pdf) (Stand: 08.09.2009).
- Murakami, H., Nakagawa, K., Shibata, T. und Iwanami, E., 1998: Potential of an airborne laser scanner system for change detection of urban features and orthoimage development. In: *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 32, Part 4, 422–427.
- Niemeier, W., 2008: *Ausgleichsrechnung: Statistische Auswertemethoden*. 2. Auflage, de Gruyter, Berlin und New York.
- Ozisk, D., 2004: *Post-earthquake damage assessment using satellite and aerial video imagery*. MSc Thesis, ITC, Enschede. URL [http://www.itc.nl/library/papers\\_2004/msc/upla/derya\\_ozysik.pdf](http://www.itc.nl/library/papers_2004/msc/upla/derya_ozysik.pdf) (Stand: 05.06.2010).
- Park, N.-W. und Chi, K.-C., 2008: Quantitative assessment of landslide susceptibility using high-resolution remote sensing data and a generalized additive model. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, No. 1, 247–264.
- Pfeifer, N., 2003: Oberflächenmodelle aus Laserdaten. *Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI)*, Band 4/03, 243–252.
- Quint, F., 1997: *Kartengestützte Interpretation monokularer Luftbilder*. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 477, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Rapp, F., 1995: *Modell und Realität*. *Zeitschrift für Photogrammetrie und Fernerkundung ZPF*, Band 63, Nr. 6, 220–223.
- Rathje, E.M. und Adams, B.J., 2008: The role of remote sensing in earthquake science and engineering: Opportunities and challenges. *Earthquake Spectra*, Vol. 24, No. 2, 471–492.

- Rehor, M., 2007: Classification of building damage based on laser scanning data. *The Photogrammetric Journal of Finland*, Vol. 20, No. 2, 54–63.
- Rehor, M. und Bähr, H.-P., 2006: Segmentation of damaged buildings from laser scanning data. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3, 67–72.
- Rehor, M., Bähr, H.-P., Tarsha-Kurdi, F., Landes, T. und Grussenmeyer, P., 2008a: Contribution of two plane detection algorithms to recognition of intact and damaged buildings in lidar data. *The Photogrammetric Record*, Vol. 23, No. 124, 441–456.
- Rehor, M., Bähr, H.-P. und Vögtle, T., 2008b: Bildanalyse in Geowissenschaften und bei Ingenieurmaßnahmen. In: SFB 461 Universität Karlsruhe (Hrsg.), *Sonderforschungsbereich 461 – Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen, Abschlussbericht für die Jahre 1996 – 2007 mit Berichtsband für die Jahre 2005 – 2007*, Universitätsverlag Karlsruhe, Karlsruhe, 307–338.
- Rehor, M. und Vögtle, T., 2008: Improvement of building damage detection and classification based on laser scanning data by integrating spectral information. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 37, Part B7, 1599–1606.
- Rezaeian, M. und Gruen, A., 2007: Automatic classification of collapsed buildings using object and image space features. In: Li, J., Zlatanova, S. und Fabbri, A. (Hrsg.), *Geomatics solutions for disaster management (Lecture notes in geoinformatics and cartography)*, Springer-Verlag, Berlin, 135–148.
- Rodriguez, J., Vos, F., Below, R. und Guha-Sapir, D., 2009: Annual disaster statistical review: Numbers and trends 2008. Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED), Brussels, Belgium. URL [http://www.cred.be/sites/default/files/ADSR\\_2008.pdf](http://www.cred.be/sites/default/files/ADSR_2008.pdf) (Stand: 05.06.2010).
- Rosenfeld, A., 1982: Computer image analysis: an emerging technology in the service of society. *Computer Science Technical Reports TR-1177, MCS-79-23422*, University of Maryland.
- Rottensteiner, F., 2003: Automatic generation of high-quality building models from lidar data. *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol. 23, No. 6, 42–50.
- Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S. und Kubik, K., 2005a: Automated delineation of roof planes from lidar data. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3/W19, 221–226.
- Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S. und Kubik, K., 2005b: Using the Dempster-Shafer method for the fusion of lidar data and multi-spectral images for building detection. *Information Fusion*, Vol. 6, No. 4, 283–300.
- Saito, K. und Spence, R., 2004: Application of texture analysis to high-resolution optical satellite images for mapping earthquake building damage distribution – a preliminary assessment. In: *Second International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response*, Newport Beach, California, USA.
- Schwalbe, E., Maas, H.-G. und Seidel, R., 2005: 3D building model generation from airborne laser scanner data using 2D GIS data and orthogonal point cloud projections. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3/W19, 209–214.
- Schweier, C., 2007: Geometry based estimation of trapped victims after earthquakes. In: *Proceedings of the International Symposium on Strong Vrancea Earthquakes and Risk Mitigation*, Bucharest, Romania, 485–493.
- Schweier, C., Engelmann, H., Gehbauer, F., Markus, M. und Zikas, T., 2007: Forschungsarbeiten zum Risiko- und Katastrophenmanagement. In: Senitz, S. (Hrsg.), *Abschluss-symposium 2007: Graduiertenkolleg Naturkatastrophen, 24./25. Juli 2007*, Universität Karlsruhe (TH); *Verständnis, Vorsorge und Bewältigung von Naturkatastrophen*, Universitätsverlag Karlsruhe, Karlsruhe, 239–251.

- Schweier, C. und Markus, M., 2004: Assessment of the search and rescue demand for individual buildings. In: Proceedings of the 13th World Conference on Earthquake Engineering, Vancouver, Canada, Paper No. 3092.
- Schweier, C. und Markus, M., 2006a: Classification of collapsed buildings for fast damage and loss assessment. *Bulletin of Earthquake Engineering*, Vol. 4, No. 2, 177–192.
- Schweier, C. und Markus, M., 2006b: Geometry based estimation of casualties and of the demand for search and rescue resources. Proceedings of the 8th U.S. National Conference on Earthquake Engineering “100th Anniversary Earthquake Conference – Managing Risk in Earthquake Country”, April 18–22, 2006, San Francisco, California, USA, Paper No. 1327.
- Schweier, C., Markus, M. und Steinle, E., 2004: Simulation of earthquake caused building damages for the development of fast reconnaissance techniques. *Natural Hazards and Earth System*, Vol. 4, No. 2, 285–293.
- Schweier, C., Markus, M., Steinle, E. und Weidner, U., 2005: Casualty scenarios based on laserscanning data. In: Proceedings of the International Conference “250th Anniversary of the 1755 Lisbon Earthquake”, Lisbon, Portugal, 234–240.
- Sester, M., 1995: Lernen struktureller Modelle für die Bildanalyse. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 544, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Shafer, G., 1976: *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, Princeton.
- Soille, P., 1998: *Morphologische Bildverarbeitung: Grundlagen, Methoden, Anwendungen*. Springer-Verlag, Berlin.
- Stark, L. und Bowyer, K., 1991: Achieving generalized object recognition through reasoning and association of function to structure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 10, 1097–1104.
- Steinle, E., 2005: Gebäudemodellierung und -änderungserkennung aus multitemporalen Laserscanningdaten. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 594, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Stramondo, S., Bignami, C., Pierdicca, N. und Chini, M., 2007: SAR and optical remote sensing for urban damage detection and mapping: Case studies. In: *Urban Remote Sensing Joint Event 2007*, Paris, France.
- Sturm, U. und Weidner, U., 2009: Further investigations on segmentation quality assessment for remote sensing application. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 38, Part 1–4–7/W5.
- Suetens, P., Fua, P. und Hanson, A., 1992: Computational strategies for object recognition. *ACM Computing Surveys*, Vol. 24, No. 1, 5–60.
- Sumer, E. und Turker, M., 2006: An integrated earthquake damage detection system. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 4/C42.
- Tarsha-Kurdi, F., Landes, T. und Grussenmeyer, P., 2007a: Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from lidar data. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3/W52, 407–412.
- Tarsha-Kurdi, F., Rehor, M., Landes, T., Grussenmeyer, P. und Bähr, H.-P., 2007b: Extension of an automatic building extraction technique to airborne laser scanner data containing damaged buildings. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 1/W51.

- Tilli, T., 1993a: Fuzzy-Logik: Grundlagen, Anwendungen, Hard- und Software. 3. Auflage, Franzis Verlag, München.
- Tilli, T., 1993b: Mustererkennung mit Fuzzy-Logik: Analysieren, klassifizieren, erkennen und diagnostizieren. Franzis Verlag, München.
- TopoSys GmbH, 2004: Falcon – lidar sensor system. URL [http://www.toposys.com/pdf-ext/Eng1/FALCON\\_Folder\\_Mar\\_2004.pdf](http://www.toposys.com/pdf-ext/Eng1/FALCON_Folder_Mar_2004.pdf) (Stand: 05.06.2010).
- Trianni, G. und Gamba, P., 2009: Fast damage mapping in case of earthquakes using multitemporal SAR data. *Journal of Real-Time Image Processing*, Vol. 4, No. 3, 195–203.
- Turker, M. und Cetinkaya, B., 2005: Automatic detection of earthquake-damaged buildings using DEMs created from pre- and post-event stereo aerial photographs. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 26, No. 4, 823–832.
- Tóvári, D. und Vögtle, T., 2004: Classification methods for 3D objects in laserscanning data. *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 35, Part B3, 6.
- Tóvári, D. und Pfeifer, N., 2005: Segmentation based robust interpolation – a new approach to laser data filtering. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, Part 3/W19, 79–84.
- United Nations International Strategy for Disaster Reduction (UNISDR), 2009: UNISDR terminology on disaster risk reduction. URL <http://www.unisdr.org/eng/terminology/UNISDR-Terminology-English.pdf> (Stand: 05.06.2010).
- van Mierlo, J., 1995: Ausgleichsrechnung: Parameter tests und Zuverlässigkeit der Parameter. Technischer Bericht, Geodätisches Institut, Universität Karlsruhe (TH), Karlsruhe.
- Vögtle, T. und Steinle, E., 2000: 3D modelling of buildings using laser scanning and spectral information. In: *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 33, Part B3B, 927–934.
- Vögtle, T. und Steinle, E., 2005a: Flugzeuggetragenes Laserscanning. In: Bähr, H.-P. und Vögtle, T. (Hrsg.), *Digitale Bildverarbeitung – Anwendungen in Photogrammetrie, Fernerkundung und GIS*, 4., völlig neu bearbeitete Auflage Wichmann, Heidelberg, 29–45.
- Vögtle, T. und Steinle, E., 2005b: Fusion of 3D building models derived from first and last pulse laserscanning data. *Information Fusion*, Vol. 6, No. 4, 275–281.
- von Hansen, W. und Vögtle, T., 1999: Extraktion der Geländeoberfläche aus flugzeuggetragenen Laserscanner-Aufnahmen. In: *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation (PFG)*, Heft 4/1999, 229–236.
- Vosselman, G., 2000: Slope based filtering of laser altimetry data. In: *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 33, Part B3, 935–942.
- Vosselman, G. und Dijkman, S., 2001: 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans. In: *International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 34, Part 3/W4, 37–43.
- Vu, T.T., Matsuoka, M. und Yamazaki, F., 2004a: Employment of lidar for disaster assessment. In: *Second International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response*, Newport Beach, California, USA.
- Vu, T.T., Matsuoka, M. und Yamazaki, F., 2004b: Lidar-based change detection of buildings in dense urban areas. In: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2004*, Anchorage, Alaska, USA, 3412–3416.



- Wegner, J.D., Auer, S. und Sörgel, U., 2009: Analyse urbaner Gebiete mit optischen Bildern und SAR-Bildern sehr hoher Auflösung. In: 29. Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF 2009, Jena, 387–398.
- Wehr, A. und Lohr, U., 1999: Airborne laser scanning – an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 54, No. 2–3, 68–82.
- Weidner, U., 1997: Gebäudeerfassung aus Digitalen Oberflächenmodellen. Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Heft Nr. 474, Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, München.
- Weidner, U., 2008: Contribution to the assessment of segmentation quality for remote sensing applications. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 37, Part B7, 479–484.
- Weidner, U. und Förstner, W., 1995: Towards automatic building extraction from high resolution digital elevation models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 50, No. 4, 38–49.
- Wickmann, D., 1990: Bayes-Statistik: Einsicht gewinnen und entscheiden bei Unsicherheit. *Mathematische Texte*, Band 4, BI-Wissenschaftsverlag, Mannheim, Wien, Zürich.
- Yager, R.R., 1991: Connectives and quantifiers in fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 40, No. 1, 39–75.
- Yamazaki, F., Vu, T.T. und Matsuoka, M., 2007: Context-based detection of post-disaster damaged buildings in urban areas from satellite images. In: *Urban Remote Sensing Joint Event 2007*, Paris, France.
- Yamazaki, F., Yano, Y. und Matsuoka, M., 2005: Visual damage interpretation of buildings in Bam city using QuickBird images following the 2003 Bam, Iran, earthquake. *Earthquake Spectra*, Vol. 21, No. S1, 329–336.
- Zadeh, L.A., 1965: Fuzzy sets. *Information and Control*, Vol. 8, No. 3, 338–353.



## A Anhang

### A.1 Berechnung einer ausgleichenden Ebene mithilfe eines Gauß-Markov-Modells

Das Gauß-Markov-Modell kann zur Schätzung von Parametern nach der Methode der kleinsten Quadrate verwendet werden, wenn sich jede Beobachtungsgröße als Funktion der Unbekannten darstellen lässt.

Das funktionale Modell lautet:

$$E(l) = f(x) \quad (78)$$

mit  $l$  = Vektor der Beobachtungen,  $E(l)$  = Erwartungswert von  $l$ ,  
 $x$  = Vektor der Unbekannten,  $f(x)$  = Funktion der Unbekannten.

Wird von  $n$  Beobachtungen ausgegangen, so hat der Vektor  $l$  der Beobachtungen die Dimension  $n \times 1$ . Der Parametervektor  $x$  ist von der Dimension  $u \times 1$ , wobei  $u$  gleich der Anzahl der Unbekannten ist. Um das Gleichungssystem konsistent zu machen, werden Verbesserungen  $v$  eingeführt, um die die Beobachtungen  $l$  korrigiert werden. Es gilt:

$$l + v = f(\hat{x}) \quad (79)$$

mit  $v$  = Vektor der Verbesserungen ( $n \times 1$ ),  
 $\hat{x}$  = Vektor der geschätzten Parameter ( $u \times 1$ ).

Da nichtlineare Zusammenhänge zwischen den Beobachtungen und den Unbekannten in dieser Arbeit keine Rolle spielen, wird nicht weiter darauf eingegangen, wie diese in lineare Zusammenhänge umgewandelt werden können. Es sei aber auf Niemeier (2008, S. 122 ff.) verwiesen, wo eine genaue Beschreibung dieser Thematik zu finden ist.

Für lineare Beziehungen zwischen den Beobachtungen  $l$  und den Unbekannten  $x$  gilt unter Berücksichtigung von Gleichung (79) für die  $i$ -te Beobachtung:

$$l_i + v_i = a_{i1} \hat{x}_1 + a_{i2} \hat{x}_2 + \dots + a_{iu} \hat{x}_u \quad (80)$$

Damit folgt:

$$E(l) = l + v = A \hat{x} \quad (81)$$

Die Matrix  $A = (a_{ij})$  hat die Dimension  $n \times u$  und wird als Design- oder Konfigurationsmatrix bezeichnet. Durch sie wird der Zusammenhang zwischen den Unbekannten und den Beobachtungen dargestellt.

Für das stochastische Modell gilt:

$$C_{ll} = \sigma_0^2 Q_{ll} = \sigma_0^2 P^{-1} \quad (82)$$

mit  $C_{ll}$  = Kovarianzmatrix der Beobachtungen,  
 $Q_{ll}$  = Kofaktormatrix der Beobachtungen,  
 $P$  = Gewichtsmatrix der Beobachtungen,  
 $\sigma_0^2$  = A-priori-Varianzfaktor.

Die Kovarianzmatrix  $C_{ll}$  enthält die Varianzen und Kovarianzen der Beobachtungen und macht damit eine Aussage über die A-priori-Genauigkeiten der Beobachtungen. Für unkorrelierte Beobachtungen werden die Matrizen  $C_{ll}$ ,  $Q_{ll}$  und  $P$  zu Diagonalmatrizen.

Sind die Beobachtungen nicht nur unkorreliert, sondern auch noch alle gleich genau, so ergeben sich

$$Q_{ll} = P = I_n \quad \text{und} \quad C_{ll} = \sigma_0^2 I_n, \quad (83)$$

wobei  $I_n$  gleich der  $n$ -dimensionalen Einheitsmatrix ist.

Um die Elemente des Vektors  $\hat{x}$  zu bestimmen, muss eine Bedingung an den Vektor  $v$  der Verbesserungen gestellt werden. Diese Bedingung wird mit Hilfe der Zielfunktion  $\Omega$  formuliert, durch die gefordert wird, dass die gewichtete Verbesserungsquadratsumme minimiert wird:

$$\Omega = v^T P v \rightarrow \min \quad (84)$$

Als Berechnungsformel für den Lösungsvektor  $\hat{x}$  ergibt sich somit (Niemeier, 2008, S. 137 ff.):

$$\hat{x} = (A^T P A)^{-1} A^T P l \quad (85)$$

Die Verbesserungen  $v$  ergeben sich dann ebenso aus Gleichung (81) wie die ausgeglichenen Beobachtungen  $\hat{l}$ , für die  $\hat{l} = l + v$  gilt.

Die Gleichungen zur Berechnung der Kofaktormatrizen  $Q_{\hat{x}\hat{x}}$ ,  $Q_{\hat{ll}}$ ,  $Q_{vv}$  lassen sich mit Hilfe des allgemeinen Fehlerfortpflanzungsgesetzes herleiten:

$$Q_{\hat{x}\hat{x}} = (A^T P A)^{-1} \quad (86)$$

$$Q_{\hat{ll}} = A Q_{\hat{x}\hat{x}} A^T = A (A^T P A)^{-1} A^T \quad (87)$$

$$Q_{vv} = Q_{ll} - Q_{\hat{ll}} = Q_{ll} - A Q_{\hat{x}\hat{x}} A^T \quad (88)$$

Mit der Redundanz  $r = n - u$ , die den Grad der Überbestimmtheit angibt, gilt für den A-posteriori-Varianzfaktor

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{\Omega}{r} = \frac{v^T P v}{r} = \frac{v^T P v}{n - u}. \quad (89)$$

### Beispiel: Ausgleichende Ebene

Eine Ebene im dreidimensionalen Raum wird beschrieben durch die allgemeine Gleichung:

$$a x + b y + c z = d \quad (90)$$

Soll aus  $n$  Punkten eine Ebene geschätzt werden und soll es sich bei dieser nicht um eine Vertikalenebene handeln, so kann für die Beschreibung der ausgleichenden Ebene die explizite Ebenengleichung verwendet werden:

$$f(x, y) = a_0 + a_1 x + a_2 y \quad (91)$$

Bei dieser Gleichung ergibt sich der Funktionswert  $f(x, y)$  eines in der Ebene liegenden Punktes aus seinen Lagekoordinaten  $x$  und  $y$ . Die Ebenenparameter  $a_0$ ,  $a_1$  und  $a_2$  stellen in diesem Fall die Unbekannten dar. Wird davon ausgegangen, dass die  $x$ - und  $y$ -Koordinaten der  $n$  Punkte fehlerfrei sind, so können die  $z$ -Koordinaten dieser Punkte als Beobachtungen aufgefasst werden. Für den funktionalen Zusammenhang zwischen den Beobachtungen und den Unbekannten ergibt sich somit nach Gleichung (80)

$$z_i + v_i = \hat{a}_0 + x_i \hat{a}_1 + y_i \hat{a}_2, \quad (92)$$

was gleichbedeutend ist mit Gleichung (81), wenn gilt:

$$l = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{pmatrix}, \quad v = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}, \quad A = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n \end{pmatrix}, \quad \hat{x} = \begin{pmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \end{pmatrix}$$

Die Verbesserungen  $v_i$  können darin als die in  $z$ -Richtung gemessenen Abstände der Punkte von der ausgleichenden Ebene interpretiert werden.

Wird davon ausgegangen, dass die  $z$ -Werte der Punkte, also die Beobachtungen, unkorreliert und gleich genau sind, so ist die Gewichtsmatrix  $P$  gleich der  $n$ -dimensionalen Einheitsmatrix  $I_n$  und es folgt für die Matrizen  $A^T P A$  und  $A^T P l$

$$A^T P A = A^T I_n A = A^T A = \begin{pmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n y_i^2 \end{pmatrix} \quad (93)$$

und

$$A^T P l = A^T I_n l = A^T l = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n z_i \\ \sum_{i=1}^n x_i z_i \\ \sum_{i=1}^n y_i z_i \end{pmatrix} \quad (94)$$

Somit folgt für die Berechnung der Ebenenparameter:

$$\begin{pmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n y_i^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n z_i \\ \sum_{i=1}^n x_i z_i \\ \sum_{i=1}^n y_i z_i \end{pmatrix} \quad (95)$$

## A.2 Ausreißertests in Gauß-Markov-Modellen

Zur genaueren Untersuchung des Beobachtungsmaterials, das in ein Gauß-Markov-Modell eingebracht wird, wird eine Erweiterung des Ausgangsmodells durchgeführt, das durch die Gleichungen (81) und (82) gegeben ist. Dazu werden  $p$  neue Unbekannte  $y$  hinzugenommen, durch die grobe Fehler in einzelnen Beobachtungen oder in ganzen Beobachtungsgruppen modelliert werden (vgl. Baarda, 1967; Baarda, 1968; Heck, 1985; van Mierlo, 1995, S. 8 ff.; Niemeier, 2008, Kupferer, 2005, S. 33 ff.).

Als Nullhypothese  $H_0$  wird angenommen, dass das Ausgangsmodell richtig ist und keine groben Fehler vorliegen. Die zu prüfende Alternativhypothese lautet:

$$H_A: E(l | H_A) = E(l | H_0) + \nabla l \quad (96)$$

$\nabla l$  stellt hierbei den zu untersuchenden Modellfehler dar, der als zusätzlicher Parametervektor in das Ausgleichungsmodell aufgenommen werden kann. Während das stochastische Modell aus Gleichung (82) unverändert beibehalten wird, ergibt sich für das erweiterte funktionale Modell:

$$l + \bar{v} = A \hat{x} + B \hat{y} \quad (97)$$

Über die Matrix  $B$  wird der Einfluss der neu eingeführten Parameter  $y$  auf die Beobachtungen realisiert. Da sich die Verbesserungen  $v$  und die Schätzwerte für die Unbekannten  $\hat{x}$  gegenüber dem Ausgangsmodell verändern, werden diese Größen mit  $\bar{v}$  und  $\hat{x}$  bezeichnet. Die Schätzwerte der neu eingeführten Unbekannten werden im Vektor  $\hat{y}$  zusammengefasst. Die Modellerweiterung  $B \hat{y}$  kann als Verbesserung des Ausgangsmodells angesehen werden. Die Redundanz  $\bar{r}$  des erweiterten Modells berechnet sich zu

$$\bar{r} = \dim(l) - (\dim(\hat{x}) + \dim(\hat{y})) = n - u - p = r - p \quad (98)$$

Das Normalgleichungssystem hat die Form:

$$\begin{pmatrix} A^T P A & A^T P B \\ B^T P A & B^T P B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A^T P l \\ B^T P l \end{pmatrix} \quad (99)$$

Daraus lassen sich folgende Gleichungen zur Berechnung der neuen Parameter und ihrer Kofaktormatrix ableiten:

$$\hat{y} = -(B^T P Q_{vv} P B)^{-1} B^T P v = -Q_{yy} B^T P v \quad (100)$$

$$Q_{yy} = (B^T P Q_{vv} P B)^{-1} \quad (101)$$

Ist  $B$  spaltenregulär, so ergibt sich die gewichtete Verbesserungsquadratsumme  $\bar{\Omega} = \bar{v}^T P \bar{v}$  des erweiterten Modells aus der gewichteten Verbesserungsquadratsumme  $\Omega = v^T P v$  des Ausgangsmodells:

$$\bar{\Omega} = \Omega - \hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y} = \Omega - \Delta \Omega \quad (102)$$

Mit Gleichung (102) kann dann die verkürzte A-posteriori-Varianz  $\hat{\sigma}^2$  berechnet werden:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\bar{\Omega}}{\bar{r}} = \frac{\Omega - \hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y}}{r - p} \quad (103)$$

Aus Gleichung (102) wird ersichtlich, dass durch die Modellerweiterung eine Verkleinerung der gewichteten Verbesserungsquadratsumme erzielt wird. Die Modellerweiterung ist allerdings nur dann sinnvoll, wenn die Quadratsumme  $\bar{\Omega}$  des erweiterten Modells signifikant kleiner wird als die des Ausgangsmodells ( $\Omega$ ), was genau dann der Fall ist, wenn  $\Delta \Omega$  signifikant größer als null ist.

Die Nullhypothese für die im Folgenden beschriebenen Tests ist, wie oben bereits ausgeführt, die Annahme, dass die Modellfehler nicht signifikant sind und damit das Modell  $E(l) = A\hat{x}$  gilt. Die Alternativhypothese geht hingegen davon aus, dass Modellfehler vorliegen und daher das erweiterte Modell  $E(l) = A\hat{x} + B\hat{y}$  anzusetzen ist. Um zu testen, ob die Modellfehler  $\nabla l$  signifikant sind, kann die gewichtete Quadratsumme  $\Delta\Omega$  entweder mit der A-priori-Varianz  $\sigma_0^2$  oder mit der A-posteriori-Varianz des erweiterten Modells  $\hat{\sigma}^2$  verglichen werden.

Für den auf die A-priori-Varianz bezogenen Test ergibt sich die Teststatistik:

$$T_1 = \frac{\hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y}}{\sigma_0^2} \sim \chi_{(p,\lambda)}^2 \quad \text{bzw.} \quad \sim p \cdot F_{(p,\infty,\lambda)} \quad \text{unter} \quad H_A : E(\nabla) \neq 0 \quad (104)$$

$$T_1 = \frac{\hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y}}{\sigma_0^2} \sim \chi_{(p)}^2 \quad \text{bzw.} \quad \sim p \cdot F_{(p,\infty)} \quad \text{unter} \quad H_0 : E(\nabla) = 0 \quad (105)$$

Ist  $y = E(\hat{y})$  der Erwartungswert von  $\hat{y}$ , so gilt für den Nichtzentralitätsparameter  $\lambda$  der (nicht-zentralen) Fisher-Verteilung, der verschwindet, wenn  $H_0$  gültig ist:

$$\lambda = \frac{y^T Q_{yy}^{-1} y}{\sigma_0^2}. \quad (106)$$

Diese Testgröße sollte auf jeden Fall dann verwendet werden, wenn „empirische Werte  $\hat{\sigma}_0^2$  für  $\sigma_0^2$  mit nur wenigen Freiheitsgraden oder aus anderen Gründen nicht statistisch abgesichert bestimmt werden können“ (vgl. Niemeier, 2008, S. 300).

Soll der A-posteriori-Varianzfaktor des erweiterten Modells  $\hat{\sigma}^2$  als Referenzwert verwendet werden, so gilt für die Testgröße:

$$T_2 = \frac{\hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y}}{\hat{\sigma}^2} \sim p \cdot F_{(p,r-p,\lambda)} \quad \text{unter} \quad H_A : E(\nabla) \neq 0 \quad (107)$$

$$T_2 = \frac{\hat{y}^T Q_{yy}^{-1} \hat{y}}{\hat{\sigma}^2} \sim p \cdot F_{(p,r-p)} \quad \text{unter} \quad H_0 : E(\nabla) = 0 \quad (108)$$

Der Nichtzentralitätsparameter lautet in diesem Fall genauso wie bei dem auf die A-priori-Varianz bezogenen Test und ergibt sich somit aus Gleichung (106). Dieser Test ist nur dann aussagekräftig, wenn die Schätzung des A-posteriori-Varianzfaktors aus einer Ausgleichung mit genügend großer Redundanz resultiert, so dass es sich um eine vertrauenswürdige Schätzung handelt.

Wird davon ausgegangen, dass nur in einer Beobachtung  $l_i$  ein grober Fehler vorliegt, so wird die Matrix  $B$  zum  $i$ -ten Einheitsvektor:

$$B = e_i = (0 \ \cdots \ 1 \ \cdots \ 0)^T \quad (109)$$

Sind die Beobachtungen unkorreliert, so handelt es sich bei  $Q_{ll}$  und damit auch bei  $P$  um Diagonalmatrizen, was dazu führt, dass sich die oben aufgeführten Beziehungen erheblich vereinfachen. Für die Berechnung des Schätzwertes des eingeführten groben Fehlers, der in Anlehnung an die Literatur mit  $\hat{\nabla}_i$  statt mit  $\hat{y}$  bezeichnet wird, und des zugehörigen Kofaktors ergeben sich aus den Gleichungen (100) und (101)

$$\hat{\nabla}_i = -\frac{e_i^T P v}{e_i^T P Q_{vv} P e_i} = -\frac{p_{ii} v_i}{p_{ii} q_{v_i v_i} p_{ii}} = -\frac{v_i}{r_i} \quad (110)$$

und

$$q_{\nabla_i \nabla_i} = (e_i^T P Q_{vv} P e_i)^{-1} = \frac{1}{p_{ii} q_{v_i v_i} p_{ii}} \quad (111)$$

wobei  $r_i$  als Redundanzanteil bezeichnet wird und als Beitrag der  $i$ -ten Beobachtung zur eigenen Kontrollierbarkeit interpretiert werden kann.

Die Testgrößen  $T_1$  und  $T_2$ , deren Quadratwurzeln im Allgemeinen als *normierte Verbesserung* ( $\sqrt{T_1}$ ) und als *T-Test* ( $\sqrt{T_2}$ ) bezeichnet werden, lassen sich dann folgendermaßen darstellen:

$$T_1 = \frac{v_i^2}{\sigma_0^2 q_{v_i v_i}} \sim F_{(1, \infty)} \quad \text{bzw.} \quad \sqrt{T_1} = \frac{|v_i|}{\sigma_0 \sqrt{q_{v_i v_i}}} \sim N_{(0,1)} \quad (112)$$

$$T_2 = \frac{v_i^2}{\hat{\sigma}^2 q_{v_i v_i}} \sim F_{(1, r-1)} \quad \text{bzw.} \quad \sqrt{T_2} = \frac{|v_i|}{\hat{\sigma} \sqrt{q_{v_i v_i}}} \sim t_{(r-1)} \quad (113)$$

mit

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\Omega - \frac{v_i^2}{q_{v_i v_i}}}{r-1} \quad (114)$$



### A.3 Auswertungsergebnisse des Schadenskatalogs

Die folgende Übersicht über die Schadensbilder mit ihren geometrischen Eigenschaften ist Gehbauer et al. (2004) entnommen. Die meisten der darin aufgeführten Eigenschaften sind selbsterklärend. Auf diese soll hier nicht näher eingegangen werden. Die, bei denen Unklarheiten auftreten können, werden im Folgenden kurz erläutert (vgl. Aschenbeck, 2003).

Der *Höhenunterschied* gibt den Unterschied der Höhe des höchsten Punktes der neuen Struktur und der Ursprungshöhe des Gebäudes an. Er wird in Prozent bezogen auf die Ursprungshöhe des Gebäudes bestimmt.

Die Anzahl der *sichtbaren Vertikalebenen* bezieht sich auf die Zahl der aus der Vogelperspektive erkennbaren Außenwände des ursprünglichen Gebäudes.

Unter den verschiedenen *Arten der Randtrümmer* wird Folgendes verstanden:

**trümmerfrei** Keine Veränderungen außerhalb der Grundfläche.

**Trümmeranlagerung** Anhäufung von Trümmern unterschiedlicher Größe außerhalb der Grundfläche, wobei sowohl Dichte als auch Menge der Trümmer mit der Entfernung von der ursprünglichen Grundfläche des Gebäudes abnehmen. An der ursprünglichen Grundflächengrenze ist ein deutlicher Höhenunterschied erkennbar.

**Trümmerhang** Anhäufung von Trümmern unterschiedlicher Größe außerhalb der Grundfläche, wobei sowohl Dichte als auch Menge der Trümmer mit der Entfernung von der ursprünglichen Grundfläche des Gebäudes abnehmen. Der Übergang der Trümmerstruktur über die Grundflächengrenze ist fließend.

**einzelne Trümmer** Trümmer unterschiedlicher Größe, aber mit wesentlich geringerer Dichte als Trümmeranlagerung und Trümmerhang.




**Gebäudeteile** Gebäudeteile, die auch nach dem Schadensereignis eine zusammenhängende Struktur mit großen Ausmaßen bilden.

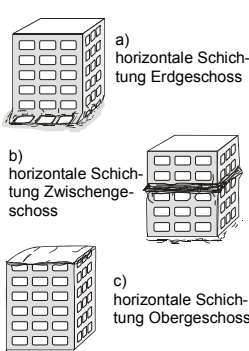
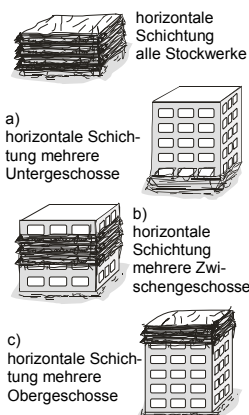
Die Angaben in der Spalte *Größe der Randtrümmer* haben folgende Bedeutung:



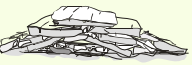

**Größe 1** Trümmerteile bis zu einer Größe von  $0.5 \text{ m}^2$ .





**Größe 2** Trümmerteile größer als  $0.5 \text{ m}^2$ , aber kleiner als  $3 \times 3 \text{ m}^2$ .

**Größe 3** Trümmerteile mit einer Fläche von mindestens  $3 \times 3 \text{ m}^2$ .

	Schadensbild	Volumenreduktion	Anzahl der sichtbaren Seiten	Höhenunterschied	Struktur der Oberfläche	Neigungsänderung	sichtbare Vertikalwände	Anzahl der Ebenen	Art der Randtrümmer	Größe der Randtrümmer	zusätzlich eingenommene Fläche	Neigung der Randtrümmer	Höhenunterschied an der Grenze der GF	Dachstruktur
1	 Rutschfläche	sehr gering, maximal 2/3 eines Stockwerkes	3-4	0%	großflächige Platten	Neigung der obersten Ebene: bis ca. 30°	keine	1-2	Trümmeranlagerung; eventuell auch trümmerfrei oder vereinzelt Trümmer; bei niedrigen Gebäuden auch einseitiger Trümmerhang	1 und 2	gering; Seite, zu der die Rutschfläche geneigt ist am stärksten betroffen	keine einheitliche Neigung	an einer Seite unverändert, Rest maximal ein Stockwerk	Flachdach teilweise noch zusammenhängend; schief gestellt
2	 geneigte Schichtung	gering	4	0%	großflächige Platten; bei großen Winkeln kleinteilige Trümmer	Neigung der Oberfläche 45-55%; in Einzelfällen größer	keine	2	alle Formen von Randtrümmern außer Gebäudeteile	1 und 2	maximal 20%	keine einheitliche Neigung	mindestens eine Seite unverändert	zerstört; teilweise noch zusammenhängend; schief gestellt
3	 gestaffelte Schichtung	50-80%	2-3	50-70%	unregelmäßig; zum Teil großflächige Platten mit kleinen Trümmerteilen bedeckt	keine einheitliche Neigung der Oberfläche	keine	keine einheitliche Aussage möglich	eine bzw. zwei Seiten durch Gebäudeteile betroffen; Rest Trümmeranlagerung	1 und 3	uneinheitlich; Seite zu der das Gebäude gestürzt ist, durch mindestens 50% der Randtrümmer betroffen	keine einheitliche Neigung	fließender Übergang an mindestens einer Seite; maximal zwei Stockwerke	zerstört; teilweise noch zusammenhängend; schief gestellt

	Schadensbild	Volumenreduktion	Anzahl der sichtbaren Seiten	Höhenunterschied	Struktur der Oberfläche	Neigungsänderung	sichtbare Vertikalwände	Anzahl der Ebenen	Art der Randrümer	Größe der Randrümer	zusätzlich eingetragene Fläche	Neigung der Randrümer	Höhenunterschied an der Grenze der GF	Dachstruktur
4	 <p>a) horizontale Schichtung Erdgeschoss</p> <p>b) horizontale Schichtung Zwischengeschoss</p> <p>c) horizontale Schichtung Obergeschoss</p>	ein Stockwerk	4	ein Stockwerk	unverändert; seltener großflächige Platten oder unregelmäßig	unverändert, bei Veränderung der Dachstruktur annähernd horizontal	keine	1	vereinzelte Trümmerteile; maximal Trümmeranlagerung	1	maximal 20%	0-15°; in seltenen Fällen bis 45°	Ursprungshöhe um ein Stockwerk reduziert	häufig unverändert; zum Teil großflächig zusammenhängend; selten zerstört
5	 <p>horizontale Schichtung alle Stockwerke</p> <p>a) horizontale Schichtung mehrere Untergeschosse</p> <p>b) horizontale Schichtung mehrere Zwischengeschosse</p> <p>c) horizontale Schichtung mehrere Obergeschosse</p>	mehr als ein Stockwerk	0 oder 4	mehr als ein Stockwerk	großflächige Platten; teilweise auch unregelmäßig	keine einheitliche Aussage möglich	keine	keine einheitliche Aussage möglich	keine einheitliche Aussage möglich	keine einheitlich Aussage möglich	keine einheitliche Aussage möglich	keine einheitliche Aussage möglich	keine einheitliche Aussage möglich	verändert; häufig noch großflächig zusammenhängend

	Schadensbild	Volumenreduktion	Anzahl der sichtbaren Seiten	Höhenunterschied	Struktur der Oberfläche	Neigungsänderung	sichtbare Vertikalwände	Anzahl der Ebenen	Art der Randrümmer	Größe der Randrümmer	zusätzlich eingemommene Fläche	Neigung der Randrümmer	Höhenunterschied an der Grenze der GF	Dachstruktur
6	 Trümmerkegel auf erhaltenen Stockwerken	50-60%	4	keine einheitliche Aussage möglich	unregelmäßig	keine einheitliche Neigung der Oberfläche	keine	nur kleine Trümmerteile	Trümmeranlagerung	1 und 2	bis 70%; gleichmäßige Verteilung	keine einheitliche Neigung	keine einheitliche Aussage möglich	vollständig zerstört
7a	 Trümmerkegel	60-80%	0	40-80%; selten geringer	unregelmäßig	Neigung der Oberfläche bergförmig, konvex, uneinheitlich	keine	nur kleine Trümmerteile	Trümmerhang	1	bis 100%; gleichmäßige Verteilung	keine einheitliche Neigung	fließender Übergang	vollständig zerstört
7b	 geschichteter Trümmerkegel	45-80%	0	40-80%; selten geringer	unregelmäßig; größere Ebenen mit kleinen Trümmern bedeckt	Neigung der Oberfläche bergförmig, konvex, uneinheitlich	keine	mehrere Ebenen unterschiedlicher Größe; nicht immer erkennbar	Trümmerhang	1 und 2	bis 80%; gleichmäßige Verteilung	keine einheitliche Neigung	fließender Übergang	zerstört oder teilweise zusammenhängend
7c	 Trümmerkegel mit vertikalen Elementen	50-80%; selten geringer	2-4	0-50%	unregelmäßig; große Höhenunterschiede	Neigung der Oberfläche bergförmig, uneinheitlich	keine	nur kleine Trümmerteile	alle Formen von Randtrümmern außer Gebäudeteile	1 und 2	bei Zerstörung der Außenwände bis 200%; sonst sehr gering	keine einheitliche Neigung	keine einheitliche Aussage möglich	vollständig zerstört

	Schadensbild	Volumenreduktion	Anzahl der sichtbaren Seiten	Höhenunterschied	Struktur der Oberfläche	Neigungsänderung	sichtbare Vertikalwände	Anzahl der Ebenen	Art der Randtrümmer	Größe der Randtrümmer	zusätzlich eingenommene Fläche	Neigung der Randtrümmer	Höhenunterschied an der Grenze der GF	Dachstruktur
8	 abgetrennter Gebäudemsturz	maximal 40%	4	75-80%	unregelmäßig	keine einheitliche Neigung der Oberfläche	1-2 außerhalb der GF	nur kleine Trümmerteile	Gebäudeteile auf ein bis zwei Seiten; sonst kleine Trümmerteile und Trümmeranlagerung	1 bis 3	mindestens 100%; Konzentration auf der Seite, zu der das Gebäude gestürzt ist	keine einheitliche Neigung; große Fläche der Gebäudeteile zu erkennen	abhängig von der Höhe des Abknickpunktes	Flachdächer können unbeschadet sein
9a	 Schiefstellung	maximal 50%	2-3	maximal 50%	großflächige Ebenen	Neigungsänderung der Achse bis 60%	1-2	1-2	Gebäudeteile auf ein bis zwei Seiten; sonst kleine Trümmerteile und Trümmeranlagerung	1 und 3	maximal 50%; Konzentration auf der Seite, zu der das Gebäude geneigt ist	große geneigte Fläche zu erkennen	auf mindestens einer Seite fließender Übergang, da das Gebäude über GF hinausragt	keine einheitliche Aussage möglich
9b	 Gebäudeumsturz	maximal 20%	3-4	annähernd 100%	unregelmäßig	Neigung der Oberfläche ca. 0°	1-2 außerhalb der GF	nur kleine Trümmerteile	Gebäudeteile auf ein bis zwei Seiten; sonst kleine Trümmerteile und Trümmeranlagerung	1 und 3	bis 180%; Konzentration auf der Seite, zu der das Gebäude gestürzt ist	Fläche außerhalb der GF besitzt Neigung zwischen 75 und 90°	an mindestens drei Seiten annähernd fließender Übergang	zerstört oder in Teilen noch zusammenhängend
10	 überhängende Elemente	maximal 35%	3-4	0%	meistens unverändert	meistens unverändert	keine	meistens unverändert	alle Formen von Randtrümmern außer Gebäudeteile	1 (und 2)	gering; selten größer als 30%	bis 30°; uneinheitlich	meistens unverändert	erhalten

## A.4 Erzielte Klassifizierungsraten

Aufnahmezeitpunkt	$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	Bewertungsklasse	Fuzzy-Aggregationsoperator						Dempster-Shafer		
				$M_{geom}$	$M_{arith}$	$T_{min}$	$T_{prod}$	$T_{prod,max}$	$T_{prod,mean}$	$T_{prod,0.5}$	arg max <i>Bel</i>	arg max <i>Pl</i>
Juni 2004	8	5	vollständig richtig	59	59	60	56	53	60	55	62	51
			Expertenwissen	6	6	6	12	12	13	12	6	6
			ähnliches Schadensbild	16	10	15	15	16	18	20	12	19
			falsch klassifiziert	18	24	12	16	12	10	12	17	20
			nicht klassifiziert	1	1	6	1	8	0	1	4	4
		10	vollständig richtig	58	58	62	55	57	57	53	66	61
			Expertenwissen	6	6	6	13	6	13	13	6	0
			ähnliches Schadensbild	19	13	15	18	19	20	23	11	19
			falsch klassifiziert	16	22	11	15	12	11	11	17	20
			nicht klassifiziert	0	1	6	0	7	0	0	0	0
	15	5	vollständig richtig	61	58	59	62	58	69	58	60	57
			Expertenwissen	13	6	12	13	6	6	13	6	6
			ähnliches Schadensbild	14	14	15	13	13	16	20	13	13
			falsch klassifiziert	13	21	8	13	16	9	9	17	21
			nicht klassifiziert	0	1	7	0	7	0	0	4	4
		10	vollständig richtig	74	65	73	77	71	75	72	68	59
			Expertenwissen	0	0	0	0	0	0	0	6	6
			ähnliches Schadensbild	14	14	16	13	17	16	21	13	13
			falsch klassifiziert	12	20	6	10	11	10	7	14	22
			nicht klassifiziert	0	1	5	0	1	0	0	0	0
November 2004	8	5	vollständig richtig	64	59	64	64	70	73	60	63	59
			Expertenwissen	12	6	12	12	0	0	12	12	15
			ähnliches Schadensbild	7	9	9	9	9	9	10	4	11
			falsch klassifiziert	15	24	8	13	18	17	16	18	12
			nicht klassifiziert	1	1	7	2	3	0	1	4	4
		10	vollständig richtig	66	63	67	67	73	73	65	66	63
			Expertenwissen	12	6	12	12	0	0	12	12	6
			ähnliches Schadensbild	8	8	9	9	9	8	8	4	10
			falsch klassifiziert	12	22	7	10	15	18	13	17	20
			nicht klassifiziert	1	1	6	2	3	0	1	1	1
	15	5	vollständig richtig	42	38	46	50	52	63	45	53	42
			Expertenwissen	24	24	23	18	12	0	18	18	24
			ähnliches Schadensbild	16	16	14	17	12	14	16	8	10
			falsch klassifiziert	14	18	10	12	18	22	17	19	21
			nicht klassifiziert	3	3	7	3	7	2	3	2	2
		10	vollständig richtig	56	49	54	58	59	62	58	66	61
			Expertenwissen	12	12	18	12	6	0	6	13	6
			ähnliches Schadensbild	16	11	14	14	13	14	18	7	11
			falsch klassifiziert	13	25	9	13	16	22	16	15	22
			nicht klassifiziert	2	3	6	2	6	2	2	0	0

Tabelle 19: Klassifizierungsraten in Prozent für den Datensatz *Epeisses*.

$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	Bewertungsklasse	Fuzzy-Aggregationsoperator						Dempster-Shafer		
			$M_{geom}$	$M_{arith}$	$T_{min}$	$T_{prod}$	$T_{prod,max}$	$T_{prod,mean}$	$T_{prod,0.5}$	arg max <i>Bel</i>	arg max <i>Pl</i>
5	5	vollständig richtig	49	49	56	47	42	76	68	68	69
		Expertenwissen	33	32	10	22	20	11	21	22	22
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	17	16	23	29	28	13	7	9	9
		nicht klassifiziert	1	3	12	2	9	0	3	1	1
	10	vollständig richtig	62	61	57	49	43	76	68	80	80
		Expertenwissen	22	22	10	22	20	11	22	11	11
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	15	15	22	28	28	13	8	9	9
		nicht klassifiziert	1	2	11	1	9	0	3	0	0
10	5	vollständig richtig	44	46	51	44	44	78	47	75	75
		Expertenwissen	33	33	18	33	32	11	43	11	11
		ähnliches Schadensbild	3	3	0	3	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	19	18	12	18	19	11	8	14	14
		nicht klassifiziert	0	0	18	1	5	0	2	1	1
	10	vollständig richtig	56	56	64	56	56	78	65	76	78
		Expertenwissen	22	22	9	22	21	11	22	11	11
		ähnliches Schadensbild	4	4	0	4	0	0	4	0	0
		falsch klassifiziert	18	16	12	18	19	11	8	13	11
		nicht klassifiziert	0	2	15	0	3	0	1	0	0
15	5	vollständig richtig	46	61	62	38	38	78	53	83	71
		Expertenwissen	33	22	21	44	40	11	32	11	22
		ähnliches Schadensbild	6	0	0	6	5	6	5	0	0
		falsch klassifiziert	16	16	10	12	8	4	6	5	5
		nicht klassifiziert	0	1	7	1	10	0	3	1	1
	10	vollständig richtig	65	72	69	58	57	78	71	84	83
		Expertenwissen	11	11	10	22	20	11	11	11	11
		ähnliches Schadensbild	6	0	0	6	6	6	6	0	0
		falsch klassifiziert	18	17	12	14	9	4	11	5	6
		nicht klassifiziert	0	0	10	0	9	0	2	0	0

Tabelle 20: Klassifizierungsraten in Prozent für den Datensatz *Indien/Algerien*.

$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	Bewertungsklasse	Fuzzy-Aggregationsoperator						Dempster-Shafer		
			$M_{geom}$	$M_{arith}$	$T_{min}$	$T_{prod}$	$T_{prod,max}$	$T_{prod,mean}$	$T_{prod,0.5}$	arg max Bel	arg max Pl
5	5	vollständig richtig	47	46	43	47	47	47	47	61	53
		Expertenwissen	51	52	49	51	49	50	51	33	36
		ähnliches Schadensbild	0	0	1	0	0	0	0	0	1
		falsch klassifiziert	0	2	1	0	2	3	0	2	10
		nicht klassifiziert	2	0	6	2	2	0	2	4	0
	10	vollständig richtig	47	47	62	47	47	47	47	61	61
		Expertenwissen	52	52	32	52	50	50	52	35	35
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	2	2	2	2	3	3	2	4	4
		nicht klassifiziert	0	0	5	0	0	0	0	0	0
10	5	vollständig richtig	45	45	41	45	45	47	45	59	59
		Expertenwissen	52	52	48	52	50	52	52	32	35
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	3	3	4	3	5	2	3	4	5
		nicht klassifiziert	0	0	7	0	0	0	0	4	1
	10	vollständig richtig	47	44	59	47	47	47	47	59	58
		Expertenwissen	52	52	33	52	52	52	52	33	35
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	2	4	2	2	2	2	2	5	6
		nicht klassifiziert	0	0	7	0	0	0	0	4	0
15	5	vollständig richtig	45	45	58	45	45	48	45	59	60
		Expertenwissen	52	52	31	52	50	50	52	32	35
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	3	3	5	3	5	2	3	4	4
		nicht klassifiziert	0	0	6	0	0	0	0	5	1
	10	vollständig richtig	47	45	60	47	47	47	47	80	63
		Expertenwissen	50	52	32	50	50	50	50	17	33
		ähnliches Schadensbild	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		falsch klassifiziert	3	3	3	3	3	3	3	3	4
		nicht klassifiziert	0	0	5	0	0	0	0	0	0

Tabelle 21: Klassifizierungsraten in Prozent für den Datensatz *Campus*.



$\sigma_0$ [cm]	$t_{minfl}$ [%]	Fuzzy- Aggre- gations- operator	Bewertungsklasse	ohne Textur	GSD: 50 cm				GSD: 16 cm			
					Laplace	Lokale Krümmung	Standard- abweichung	Laws-S <sub>3</sub> L <sub>3</sub>	Laplace	Lokale Krümmung	Standard- abweichung	Laws-S <sub>3</sub> L <sub>3</sub>
8	5	$T_{prod,mean}$	vollständig richtig	60	57	57	61	57	58	58	57	57
			Expertenwissen	13	10	11	6	10	11	11	11	11
			ähnlich	18	19	18	19	18	19	19	19	19
			falsch klassifiziert	10	5	5	6	7	3	3	5	4
			nicht klassifiziert	0	8	8	8	8	8	8	8	8
		$T_{prod,0.5}$	vollständig richtig	55	59	54	59	59	54	54	54	54
			Expertenwissen	12	6	12	6	6	12	12	12	12
			ähnlich	20	21	20	23	21	22	20	20	20
			falsch klassifiziert	12	13	12	11	13	11	12	13	12
			nicht klassifiziert	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	10	$T_{prod,mean}$	vollständig richtig	57	70	70	63	69	72	72	70	71
			Expertenwissen	13	0	0	6	0	0	0	0	0
			ähnlich	20	20	20	19	20	21	21	20	20
			falsch klassifiziert	11	4	4	4	5	1	1	4	3
			nicht klassifiziert	0	6	6	8	6	6	6	6	6
		$T_{prod,0.5}$	vollständig richtig	53	67	62	60	67	68	68	68	68
			Expertenwissen	13	0	6	6	0	0	0	0	0
			ähnlich	23	21	21	23	21	22	22	20	21
			falsch klassifiziert	11	12	11	10	12	10	10	13	12
			nicht klassifiziert	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	5	$T_{prod,mean}$	vollständig richtig	69	59	57	58	61	61	61	59	59
			Expertenwissen	6	12	12	12	12	12	12	12	12
			ähnlich	16	14	14	14	14	14	14	14	14
			falsch klassifiziert	9	10	13	11	8	9	9	10	10
			nicht klassifiziert	0	5	5	5	5	5	5	5	5
		$T_{prod,0.5}$	vollständig richtig	58	65	65	58	65	66	66	66	66
			Expertenwissen	13	6	6	12	6	6	6	6	6
			ähnlich	20	18	17	17	17	18	18	16	17
			falsch klassifiziert	9	7	8	8	8	6	6	8	7
			nicht klassifiziert	0	4	4	4	4	4	4	4	4
	10	$T_{prod,mean}$	vollständig richtig	75	69	71	67	70	74	74	72	73
			Expertenwissen	0	6	0	6	6	0	0	0	0
			ähnlich	16	14	14	15	14	15	15	15	15
			falsch klassifiziert	10	8	11	9	7	8	8	10	10
			nicht klassifiziert	0	3	3	3	3	3	3	3	3
		$T_{prod,0.5}$	vollständig richtig	72	67	73	67	67	73	73	73	73
			Expertenwissen	0	6	0	6	6	0	0	0	0
			ähnlich	21	20	18	20	18	19	19	16	17
			falsch klassifiziert	7	4	6	4	6	4	4	8	7
			nicht klassifiziert	0	3	3	3	3	3	3	3	3

Tabelle 22: Klassifizierungsraten in Prozent für den Datensatz *Epeisses* unter Berücksichtigung von Texturmerkmalen.



## Dank

Herzlich danken möchte ich an erster Stelle meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr.-Ing. Hans-Peter Bähr, für die Übernahme des Hauptreferates sowie die wissenschaftliche Betreuung – auch über seine Pensionierung hinaus – während der gesamten Entstehungszeit meiner Arbeit.

Weiterhin gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Stefan Hinz, der es jederzeit verstand, mich durch seine wertvollen Vorschläge und Anregungen zu unterstützen, und bereit war, das Korreferat zu übernehmen. Ebenso danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Günter Schmitt für die Übernahme des Korreferates.

Den Kollegen am Institut für Technologie und Management im Baubetrieb (TMB) des KIT, insbesondere Frau Dipl.-Ing. Christine Schweier und Herrn Dipl.-Ing. Michael Markus, danke ich für die gute Zusammenarbeit sowie die fachlich wertvollen Diskussionen. Vor allem die Bereitstellung der CAD-Modelle und des Schadenskatalogs inklusive des Bildmaterials war für meine Arbeit immens wichtig.

Dank gebührt auch der Deutschen Forschungsgemeinschaft für die Finanzierung der Arbeit im Rahmen des Teilprojektes C5 „Bildanalyse in Geowissenschaften und bei Ingenieurmaßnahmen“ des Sonderforschungsbereichs 461 „Starkbeben: Von geowissenschaftlichen Grundlagen zu Ingenieurmaßnahmen“ und im Rahmen des Projektes „Detektion und Klassifizierung von Gebäudeschäden nach Katastropheneignissen mittels Bildanalyse“.

Ebenso möchte ich allen Kollegen am Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung (IPF) und am Geodätischen Institut (GIK) für die zahlreichen guten Fachgespräche und ihre Hilfsbereitschaft danken. Das freundschaftliche und motivierende Arbeitsumfeld trug maßgeblich zum Gelingen dieser Arbeit bei.

Allen Personen, die meine Arbeit Korrektur gelesen haben, möchte ich ebenfalls für Ihren Einsatz danken.

Abschließend gilt mein besonderer Dank meiner Familie und meinen Freunden, die immer für mich da sind.