



TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN
Ingenieurfaculty Bau Geo Umwelt
Photogrammetrie und Fernerkundung

Virtuelle 3D-Rekonstruktion von zerstörten
russisch-orthodoxen Kirchen aus unvollständigen
Punktwolken

Maria Chizhova

Dissertation

2019



TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN
Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt
Photogrammetrie und Fernerkundung

Virtuelle 3D-Rekonstruktion von zerstörten
russisch-orthodoxen Kirchen aus unvollständigen
Punktwolken

Maria Chizhova

Vollständiger Abdruck der von der Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt der Technischen
Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Prof. Dr.-Ing. Liqiu Meng
Prüfer der Dissertation: 1. Prof. Dr.-Ing. Uwe Stilla
2. Prof. Dr. Mona Hess
Otto-Friedrich-Universität Bamberg
3. Prof. Dr.-Ing. Ansgar Brunn
Hochschule für angewandte Wissenschaften
Würzburg-Schweinfurt

Die Dissertation wurde am 02.05.2019 bei der Technischen Universität München eingereicht
und durch die Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt am 12.07.2019 angenommen.

Abstract

The cultural heritage of peoples is important for the identity of future generations and must therefore be conserved in an appropriate manner. In the course of time, much information about former cultural buildings has been lost, as some objects have been severely damaged or even destroyed by natural erosion or human interaction.

In principle, the current 3D recording techniques offer the possibility to comprehensively record and store the surfaces of buildings in their current state and thus to preserve them virtually. Typically, an unstructured and often noisy point cloud is generated in which each point contains information about object attributes in encrypted form.

The fully automatic further processing of these point clouds to high-quality end products is usually not yet satisfactorily solved and depends strongly on the recorded objects themselves, the technical possibilities of the recording system, the knowledge of the entire processing chain and the requirements of the end product. It is still of great scientific and practical interest to develop methods which allow high-quality statements about the meaning and condition of the objects from the measurement data.

The aim of this dissertation is the development of a strategy for the analysis and reconstruction of incomplete data from point clouds on the basis of a model-based method. This method, which starts with a significant data reduction, uses hierarchical approaches for automatic semantic segmentation, classification and geometry extraction based on databases of existing object types and binding design rules. It completes destroyed or damaged objects or incomplete data sets.

New methods for specific partial problems are developed, e.g. the automatic determination of a suitable shape recognition method or the hashing of point clouds (mathematical method for data reduction). They are combined with probability-based statistics (Bayesian meshes) and known methods of discrete mathematics (cellular automata).

Case studies for the experimental investigations are given by destroyed Russian orthodox churches, which are characterised by regular geometry and building typology. Recently, it is of significant social interest to restore destroyed or damaged churches in Russia according to their original condition.

The method developed and individual algorithms are tested on the basis of selected examples. The essential influencing variables (degree of destruction of the object, completeness of the point cloud, deviations from building canons) are examined within typical scenarios.

The method can basically be extended to other areas of application, e.g. industrial plants, destroyed buildings or BIM. The prerequisite is the creation of suitable databases with a sufficient number of comparison objects as well as the corresponding semantic descriptions.

The approach presented can also be reversed. Thus, not the virtual reconstruction of a (partially) destroyed object can be addressed, but the analysis of real point clouds for completeness or the determination of changes (change detection) by comparing point clouds from different time periods.

Kurzfassung

Das kulturelle Erbe von Völkern ist für die Identität nachfolgender Generationen wichtig und daher auch in geeigneter Weise zu konservieren. Im Laufe der Zeit sind viele Informationen über ehemalige Kulturbauten verloren gegangen, da manche Objekte durch natürliche Erosion oder aufgrund menschlichen Wirkens stark beschädigt oder gar zerstört wurden.

Die gegenwärtigen 3D-Erfassungstechniken bieten prinzipiell die Möglichkeit, Oberflächen von Bauwerken in ihrem aktuellen Zustand umfassend aufzunehmen, zu speichern und damit virtuell zu erhalten. Dabei wird typischerweise eine unstrukturierte und häufig verrauschte Punktmenge produziert, in der jeder Punkt in verschlüsselter Form Informationen über Objektattribute enthält.

Die vollautomatische Weiterverarbeitung dieser Punktwolken zu hochwertigen Endprodukten ist in der Regel noch nicht zufriedenstellend gelöst und hängt stark von den aufgenommenen Objekten selbst, den technischen Möglichkeiten des Aufnahmesystems, dem Wissen über die gesamte Bearbeitungskette und den Anforderungen an das Endprodukt ab. Es ist nach wie vor von hohem wissenschaftlichem und praktischem Interesse, Verfahren zu entwickeln, die aus den Messdaten hochwertige Aussagen über Bedeutung und Zustand der Objekte erlauben.

Das Ziel dieser Dissertation ist die Entwicklung einer Strategie zur Analyse und Rekonstruktion von unvollständigen und lückenhaften Daten aus Punktwolken auf Basis eines modellbasierten Verfahrens. Dieses Verfahren, das zunächst mit einer signifikanten Datenreduktion beginnt, nutzt hierarchische Ansätze zur automatischen semantischen Segmentierung, Klassifizierung und Geometrieextraktion auf Grundlage von Datenbanken vorhandener Objekttypen sowie verbindlicher Konstruktionsregeln. Es vervollständigt dabei zerstörte oder beschädigte Objekte oder lückenhafte Datensätze.

In der Arbeit werden neue Verfahren für spezifische Teilprobleme entwickelt, z.B. die automatische Bestimmung einer geeigneten Formerkennungsmethode oder das Hashing von Punktwolken (mathematisches Verfahren zur Datenreduktion). Diese werden mit bekannten Methoden der diskreten Mathematik (zelluläre Automaten) und der wahrscheinlichkeitsbasierten Statistik (Bayes-Netze) verknüpft.

Als Gegenstand der experimentellen Untersuchungen werden zerstörte russisch-orthodoxe Kirchen herangezogen, die sich durch regelmäßige Geometrie und Gebäudetypologie auszeichnen. Es ist inzwischen von hohem gesellschaftlichen Interesse, zerstörte oder beschädigte Kirchen in Russland möglichst in ihrem Originalzustand wiederherzustellen.

Das entwickelte Verfahren sowie einzelne Algorithmen werden anhand ausgesuchter Beispiele getestet. Dabei werden die wesentlichen Einflussgrößen (Zerstörungsgrad des Objektes, Vollständigkeit der Punktwolke, Abweichungen von Baukanons) anhand von typischen Szenarien untersucht.

Das Verfahren lässt sich grundsätzlich auf andere Anwendungsgebiete erweitern, z.B. Industrieanlagen, zerstörte Gebäude oder BIM. Voraussetzung ist die Erstellung geeigneter Datenbanken mit hinreichender Anzahl von Vergleichsobjekten sowie den zugehörigen semantischen Beschreibungen.

Der vorgestellte Ansatz lässt sich auch umkehren. So kann nicht die virtuelle Rekonstruktion eines (teilweise) zerstörten Objektes im Vordergrund stehen, sondern die Analyse realer Punktwolken auf Vollständigkeit oder die Ermittlung von Veränderungen (change detection) durch Vergleich von Punktwolken aus unterschiedlichen Zeitperioden.

Inhaltsverzeichnis

Abstract	3
Kurzfassung	5
Inhaltsverzeichnis	7
Liste der verwendeten Abkürzungen	9
Abbildungsverzeichnis	11
Tabellenverzeichnis	15
1 Einleitung	1
1.1 Motivation und Problemstellung	1
1.2 Definitionen	4
1.2.1 Interpretation	4
1.2.2 Rekonstruktion und Formerkennung	5
1.2.3 Segmentierung	5
1.3 Anwendungsbeispiel „Russisch-orthodoxe Kirchen“	7
1.3.1 Aufbau einer russisch-orthodoxen Kirche	7
1.3.2 Proportionen und Maße russisch-orthodoxer Kirchen	12
1.3.3 Aspekte der Objekt- und Wissensrekonstruktion in Wissenschaft und Praxis	14
1.4 Stand der Forschung	20
1.4.1 Segmentierung von Punktwolken	20
1.4.2 Formerkennung und Merkmalextraktion von Punktwolken	24
1.4.3 Rekonstruktion aus Punktwolken	27
1.4.4 Modellierung von Punktwolken im Kontext von BIM und HBIM	28
1.4.5 Bewertung	31
1.5 Beitrag dieser Arbeit	33
2 Entwickelte Methode	35
2.1 Konzept des Rekonstruktionsalgorithmus	35
2.2 Objektrepräsentation und Aufbau der Datenbank „Statistik“	36
2.3 Hashing für Datenreduktion und Segmentierung	43
2.3.1 Einführung	43
2.3.2 Punktwolkenhashing	44
2.3.3 Aufbau der Datenbank typischer kirchlicher Konstruktionen	47
2.3.4 Matching	49
2.3.5 Verarbeitung der Punktwolke vor dem Matching	52
2.3.6 Extraktion der Bauteile	54
2.4 Zellulärer Automat zur Steuerung der Formerkennung und Rekonstruktion	55
2.4.1 Theoretische Grundlagen der zellulären Automaten	56
2.4.2 Aufbau des Bayes-Netzes	59

2.4.3	Prozessierungsprinzipien	62
3	Lösungsansätze zur Realisierung des Rekonstruktionsalgorithmus	69
3.1	Ziele	69
3.2	Erkennung der Kuppel- und Tambourform	70
3.2.1	Beschreibung der geometrischen Form	70
3.2.2	Algorithmus zur Formerkennung	72
3.3	Erkennung der Hauptraumform	81
3.3.1	Problemstellung und Überblick der entwickelten Methode	81
3.3.2	Entwickelte Methode	84
4	Tests und Ergebnisse	93
4.1	Konzeption	93
4.1.1	Testdesign	93
4.1.2	Testdaten	98
4.2	Testdurchführung und Ergebnisse	99
4.2.1	Tests zur Segmentierung	99
4.2.2	Tests zur Rekonstruktion	108
5	Ergebnisanalyse und Diskussion	137
5.1	Ergebnisanalyse der Szenarien und Verbesserungsvorschläge	137
5.2	Verifikation der Rekonstruktionsstrategie	139
5.2.1	Definition der Datenbankparameter	139
5.2.2	Fehlerschätzung des Rekonstruktionsalgorithmus	141
6	Zusammenfassung und Ausblick	147
7	Danksagung	151
	Literaturverzeichnis	153

Liste der verwendeten Abkürzungen

Abkürzung	Beschreibung	Seite
BIM	Building Information Modeling	1
HBIM	Historic oder Heritage Building Information Modeling	1
3D	dreidimensional	1
2D	zweidimensional	8
UNESCO	United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization	15
ICOM	International Council of Museums	16
USA	United States of America	30
ALS	Aerial Laserscanning	??
LIDAR	Light Identification Detection and Ranging	??
TLS	Terrestrisches Laserscanning	??
ICP	Iterative Closest Point Algorithm	??
RANSAC	Random Sample Consensus	25
MSAC	M-estimator Sample and Consensus	25
LO-RANSAC	Locally Optimized Random Sample Consensus	25
R-RANSAC	Randomized Random Sample Consensus	25
NAPSAC	N Adjacent Points Sample Consensus	25
PDM	Point Distance Minimization	26
SDM	Squared Distance Minimization	26
GTDM	Generalized Tangent Distance Minimization	26
CDM	Curvature Distance Minimization	26
TDM	Tangent Distance Minimization	26
TIN	Triangulated Irregular Network	29
GML	Geography Markup Language	29
CAD	Computer-aided design	29
LoD	Level of Details	29
NURBS	Non-uniform rational B-spline	29
GIS	Geographic Information System	33
STL	Stereolithography-Format	36
ID-Nr.	Identifikationsnummer	38
GSD	Ground Sampling Distance	105
PCL	Point Cloud Library	72
CG	Conjugate-Gradients-Verfahren	76
DSP	Digital Signal Processing	83
STFT	Short-Time Fourier Transform (Kurzzeit-Fourier-Transformation)	83
GB	Gigabyte	123

Abbildungsverzeichnis

1.1	Beispiel für eine zerstörte russisch-orthodoxe Kirche.	3
1.2	Rekonstruktionstypen.	6
1.3	Grundriss einer typischen orthodoxen Kirche.	7
1.4	Aufbauschema einer orthodoxen Kirche.	8
1.5	Typische Hauptraumformen russischer orthodoxer Kirchen.	9
1.6	Beispiele der Überdachungsformen orthodoxer Kirchen.	9
1.7	Beispiele russischer Kuppelformen.	10
1.8	Beispiele orthodoxer Kreuze.	11
1.9	Beispiele der typischen Kirchenkonstruktionen.	13
1.10	Proportionierungssystem der russisch-orthodoxen Kirchen.	14
1.11	Rekonstruktion der Christ-Erlöser-Kathedrale in Moskau.	17
1.12	Beispiel einer radikalen Rekonstruktion.	18
1.13	Umbau der Deutschen Kirche in Jelez.	18
1.14	Rekonstruktionsformen.	28
1.15	Repräsentationsformen der Objektgeometrie.	29
1.16	Beispiele aus dem Projekt Rome Reborn.	31
1.17	Virtuelle Rekonstruktion der Stadt Pompeii.	31
1.18	Virtuelle Rekonstruktion einer zerstörten Kirche in Enissejsk.	31
1.19	Beispiele einer inkorrekten und korrekten Objektivwiederherstellung.	34
2.1	Ablaufschema des entwickelten Algorithmus.	37
2.2	Auszug vom Buch Bauregelordnung SP 31-103-99.	38
2.3	Modellierung eines Kuppelprofils.	39
2.4	Darstellung eines Kirchenbaus durch einen Graphen.	41
2.5	Beispiele topologischer und stilistischer Beziehungen zwischen den Bauteilen.	42
2.6	Extraktion der Bounding Boxes kirchlicher Bauteile aus der Punktwolke.	43
2.7	Schema der Punktwolkensegmentierung und Bauteilextraktion.	43
2.8	Schematischer Ablauf der Hash-Generierung.	44
2.9	Normierung der Punktwolke einer Testkirche.	45
2.10	Generierung eines graphischen Hashes.	46
2.11	Generierung eines graphischen Hashes und Hash-Vektors aus der Punktwolke einer orthodoxen Kirche.	46
2.12	Generierung von graphischen Hashes und Hash-Vektoren typischer Musterkirchen.	47
2.13	Hierarchische Datenbank typischer kirchlicher Konstruktionen.	48
2.14	Koordinatenangabe der Bounding Boxes der Bauteilblöcke.	49
2.15	Beispiel einer Ähnlichkeitstabelle.	49
2.16	Lokale Matching-Werte.	50
2.17	Maximale Unterschiede der Hash-Vektoren an der zerstörten Stelle.	52
2.18	Parameter-Variierung der Punktwolke vor der Projizierung und Matching.	53
2.19	Schema der Punktwolkenverarbeitung bei der Segmentierung.	54
2.20	Extraktion der Bauteile und Bauteilblöcke.	55

2.21	Anwendung unterschiedlicher Rastergröße für die grobe und feine Extraktion der Bauteile und Bauteilblöcke.	55
2.22	Steuerung der Formerkennungs- und Rekonstruktionsprozesse durch den Zellulären Automaten.	56
2.23	Automatenbeispiele in unterschiedlichen Dimensionen.	57
2.24	Aufbau eines Bayes-Netzes.	60
2.25	Repräsentation einer Kirche mit weniger als 50 Bauteilen mit auf null gesetzten Bauteilknoten.	61
2.26	Subgraphen der Wahrscheinlichkeitszusammenhänge.	61
2.27	Zustandsänderung in den Netzzellen während der Erkennung einzelner Bauteile.	63
2.28	Verbreitung des Formerkennungs- und Rekonstruktionsprozesses im Zellularraum R durch Aktivierung von Kanten zwischen den inzidenten Zellen.	63
2.29	Ablaufschema des entwickelten Rekonstruktionsalgorithmus.	65
2.30	Prozess-Verbreitung im Fall der Identitätszweige.	67
3.1	Unterschiedliche Varianten der Approximation einer Kuppelprofilinie.	71
3.2	Spline-Interpolation der Profilkurve einer Zwiebelkuppel.	72
3.3	Formen der Kuppeloberfläche.	73
3.4	Schritte der Formerkennung der Kuppelform.	74
3.5	Downsampling der Punktwolke.	74
3.6	Rotationsachse als Symmetriepunkt für die Formen des Kuppelblocks.	75
3.7	Positionsbestimmung der Rotationsachse im Kuppelblock.	75
3.8	Schätzung der Kreisparameter.	76
3.9	Extraktion und Optimierung der Achse.	77
3.10	Differenzierungsergebnisse der aufgebauten Profillinie für unterschiedliche Leaf-Größen.	78
3.11	Extraktion der Merkmalpunkte anhand der Ableitungsanalyse.	79
3.12	Schätzung der Profilparameter anhand der Koordinaten der Merkmalpunkte.	79
3.13	Rekonstruierte vertikale Profillinie der Kuppel.	80
3.14	Basisformen des Hauptraumes.	81
3.15	Formklassifikation des Hauptraumes anhand seiner Basisvolumina.	82
3.16	Abwicklung des horizontalen Hauptraumprofils relativ zum virtuellen Standpunkt auf dem Beispiel einer polygonalen Hauptraumform.	82
3.17	Signalmerkmale, die mit Zeit-Frequenz-Methoden extrahiert werden.	83
3.18	In der Auflösung reduziertes horizontales Profil des Hauptraumes und seine Abwicklung als Signal.	84
3.19	Schritte der Hauptraumerkennung.	85
3.20	Suche nach dem optimalen virtuellen Standpunkt im Hauptraum.	87
3.21	Transformation des Ausgangssignals mithilfe des Haar-Wavelets.	88
3.22	Transformation des Ausgangssignals mithilfe des Testwavelets-1.	88
3.23	Die Hauptraum-Kanten in der Abwicklung und im resultierenden Signal.	88
3.24	Neu entwickelte Wavelet-Form (Testwavelet-2).	89
3.25	Positionen des virtuellen Standpunktes für die Untersuchung vom Testwavelet-2.	89
3.26	Wavelet-Transformation mit dem Testwavelet-2 im 4Hz-Frequenzbereich.	90
3.27	Signal nach der 16Hz-Wavelet-Transformation.	90
3.28	Wavelet-Transformation mit dem Testwavelet-2 im 16Hz-Frequenzbereich bei unterschiedlichen Positionen des virtuellen Standpunktes.	91
3.29	Ergebnisse der Hauptraumerkennung.	92
4.1	Typische Zerstörungen von verlassenen orthodoxen Kirchen.	94
4.2	Typische Zerstörungen gesprengter orthodoxer Kirchen.	95

4.3	Beispiele künstlich zerstörter orthodoxen Kirchen.	95
4.4	Komponente des Test Designs	96
4.5	Störobjekte in der Nähe und an der Kirche.	97
4.6	Einwirkung der schrittweisen Wertverdoppelung auf den additiven Matching-Wert bzw. Unterschied zwischen Hash-Vektoren für einen Kirchentyp.	101
4.7	Einwirkung der gemeinsamen Wertverdoppelung auf den additiven Matching-Wert bzw. Unterschied zwischen Hash-Vektoren (für einen Kirchentyp).	101
4.8	Einwirkungsvergleich der zusammen verdoppelten Cupola und Altar Keys und einzeln verdoppelten Cupola Key für einen Kirchentyp.	102
4.9	Einwirkung der Berechnungsvarianten der Kosinus-Metrik auf den multiplikativen und additiven Wert.	103
4.10	Hash-Ähnlichkeit anhand der Berechnung des multiplikativen Wertes.	104
4.11	Resultierende Matching-Werte unter der Nutzung von Jaccard-Metrik.	104
4.12	Einwirkung der Jaccard- und Kosinus-Metrik auf den multiplikativen Wert.	105
4.13	Diskretisierung der Punktwolke eines Testobjektes.	105
4.14	Mögliche Unsicherheiten der Punktwolke und deren Grenzwerte.	107
4.15	Punktwolke der simulierten Kirche in drei Ansichten.	109
4.16	Segmentierungsergebnisse: extrahierte Bauteil-Blöcke der simulierten Kirche.	109
4.17	Visualisierte Ergebnisse der approximierten Bauteilformen beim Algorithmus-Start ohne Formerkennung.	111
4.18	Die Änderung des Approximationsmodells der Hauptkuppel bei unterschiedlichen Informationen über die Bauregion.	112
4.19	Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden und ihre Laserscanning-Punktwolke.	112
4.20	Bezeichnung der Bauteile in der Kirche in Wiesbaden laut der Klassifikationstabelle.	114
4.21	Ergebnisse der groben Segmentierung mit Extraktion der Bauteilblöcke.	114
4.22	Visualisierte Ergebnisse der Rekonstruktion.	115
4.23	Anteile der korrekt und inkorrekt approximierten Bauteilformen nach vier Iterationen.	117
4.24	Künstlich von der Punktwolke eliminierte Kuppelblöcke.	117
4.25	Korrekte Segmentierungsergebnisse der künstlich zerstörten Kirchen.	117
4.26	Korrekt rekonstruierte Tambourformen von den fehlenden Tambour-Teilen.	118
4.27	Ergebnisse der Segmentierung und Rekonstruktion der Kirche mit 50%-Zerstörung der Altar-Seite.	119
4.28	Zerstörungsgrade der Kirche mit Eliminierung aller Kuppeln.	119
4.29	Segmentierungsergebnisse bei unterschiedlichen Zerstörungsgraden.	119
4.30	Rekonstruierte Kirche mit Zerstörung von 50 bis 85%.	120
4.31	Anteil der korrekt und inkorrekt rekonstruierten Bauteilen relativ zum Zerstörungsgrad.	120
4.32	Die Verklärungskirche in Kiew (Ukraine).	121
4.33	Bezeichnung der Bauteile in der Verklärungskirche laut der Klassifikationstabelle.	121
4.34	Lücken in der Punktwolke aufgrund der eingeschränkten Laserscanning-Aufnahme.	123
4.35	Segmentierungsergebnisse der Verklärungskirche.	124
4.36	Vergleich von approximierten und realen Bauteilformen beim Automatenstart.	124
4.37	Unterschied zwischen realen und approximierten geometrischen Formen der Bauteile, die als „identisch“ im Netz identifiziert wurden.	125
4.38	Einwirkung des Relationsaufbaus in der Datenbank auf die Rekonstruktionsrate.	126
4.39	Die um 35% künstlich zerstörte Punktwolke der Verklärungskirche und deren Segmentierungsergebnisse.	126
4.40	Segmentierungsergebnis bei unterschiedlichen Zerstörungsstufen.	127
4.41	Zerstörungsstufen der Kirchenpunktwolke ohne Reduzierung der gesamten Gebäudelänge.	127
4.42	Zerstörungsstufen der Kirchenpunktwolke mit Reduzierung der gesamten Gebäudelänge.	128

4.43	Liste der approximierten und realen Bauteile der Verklärungskirche und deren Visualisierung nach einer Iteration.	128
4.44	Rekonstruktionsrate bei Zerstörung der Wände.	129
4.45	Saviour Verklärungskathedrale und deren Punktwolke.	130
4.46	Segmentierungsergebnisse der nicht zerstörten Punktwolke der Saviour-Kathedrale. . .	130
4.47	Rekonstruktionsergebnisse der Saviour-Kathedrale von 0 bis 5. Iteration.	133
4.48	Rekonstruktionsrate in den Iterationen zwischen 0 und 5 im Kontext der klassischen und modernen Objektkomponenten.	133
4.49	Zerstörungstufen von Punktwolke der Saviour Kathedrale.	134
4.50	Extraktion und Rekonstruktion der Pflicht-Bauteile bei unterschiedlichen Zerstörungstufen.	134
4.51	Sergius and Herman of Valaam Orthodox Church in Atlantic Mines.	135
4.52	Segmentierungs- und Rekonstruktionsergebnisse für SS. Sergius and Herman of Valaam Orthodox Church.	135
5.1	Einflussfaktoren und Optimierungswege des Algorithmus.	139
5.2	Dichtefunktion der Normalverteilung.	141
5.3	Schema der ErkennungsSzenarien im Kirchengraph.	141
5.4	Wahrscheinlichkeit der entstehenden A - und B -Knoten in der nächsten Iteration. . . .	142
5.5	Entstehen des C -Knotens und Subgraphen der B - und A -Knoten.	142
5.6	Entstandene Subgraphen von den A -, B - und C -Knoten.	143
5.7	Entstandener Baum mit A -, B - und C -Knoten.	143
5.8	Entstehen von gleichlangen Zweigen unabhängig von der Auswahl der zu eliminierenden Kante.	143
5.9	Schema der Spannbaum-Generierung.	145
5.10	Spannbaum des Rekonstruktionsgraphen mit Bezeichnungen der Kantenanzahl.	146

Tabellenverzeichnis

2.1	Beispiel der Klassifikationstabelle mit visuellen Mustern und Indexierung der Bauteile.	39
2.2	Beispiel einer analytischen und visuellen Modellierung der Bauteile.	40
2.3	Beispiel eines Kirchenaufbaus in Form einer Adjazenz-Matrix.	42
3.1	Beispiele der Wavelet-Formen.	86
4.1	Ablauf der Szenarien.	98
4.2	Auswahl der Rasterdimension.	106
4.3	Auflösungsmöglichkeit einzelner Strukturen relativ zur Raster-Dimension und Gebäudebreite.	108
4.4	Aufbau der simulierten Kirche.	110
4.5	Approximationsergebnisse der Bauteilformen für simulierte Kirche beim Algorithmus-Start.	111
4.6	Auflistung der Bauteile der Russischen Orthodoxen Kirche in Wiesbaden laut der Klassifikation der Datenbank „Statistik“.	113
4.7	Liste der approximierten und realen Bauteile der Kirche in Wiesbaden beim Algorithmus-Start.	116
4.8	Liste der approximierten und realen Bauteile der Kirche in Wiesbaden nach der Anwendung der Formerkennungsalgorithmen.	118
4.9	Liste der realen Bauteile und Bauteilformen der Verklärungskirche laut der Klassifikationstabelle.	123
4.10	Liste der approximierten und realen Bauteile der Verklärungskirche beim Algorithmus-Start.	125
4.11	Liste der realen Bauteile und Bauteilformen der Saviour-Kathedrale.	131
4.12	Liste der approximierten und realen Bauteile der Saviour-Kathedrale beim Algorithmus-Start.	132
4.13	Liste der Bauteile der Orthodoxen Kirche in Atlantic Mines und deren Klassifikation.	136
5.1	Resultierende Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Erkennung im Graph.	144

1 Einleitung

1.1 Motivation und Problemstellung

Die Erzeugung von dreidimensionalen Punktwolken und deren automatisierte Weiterverarbeitung ist ein aktuelles Forschungsgebiet mit vielfältigen Anwendungsgebieten. Die in den letzten zwei Jahrzehnten erfolgten Entwicklungen in bildgebenden Verfahren und optischen Vermessungstechniken haben dazu wesentliche Beiträge geleistet, so dass die 3D-Aufnahme von beliebigen Objekten heute als etablierte Technologie betrachtet werden kann.

Dabei wird typischerweise eine unstrukturierte und häufig verrauschte Punktmenge produziert, in der jeder Punkt Informationen über Objektattribute, wie 3D Koordinaten, Normalenvektor, Oberflächenfarbe und Materialeigenschaften, in verschlüsselter Form enthält. Allerdings können die entstehenden Datenmengen die Anwendung von existierenden Verarbeitungsalgorithmen und -methoden wesentlich erschweren, insbesondere wenn die Objekte geometrisch komplexer werden.

Die automatische Weiterverarbeitung dieser Punktwolken zu hochwertigen Endprodukten ist in der Regel noch nicht zufriedenstellend gelöst und hängt stark von den aufgenommenen Objekten selbst, den technischen Möglichkeiten des Aufnahmesystems, dem Wissen über die gesamte Bearbeitungskette und den Anforderungen an das Endprodukt ab.

Die Entwicklungen der letzten zehn Jahre verfolgen im Wesentlichen das Ziel, intelligent die Datenvolumina zu reduzieren und dabei eine optimale Menge von Informationen aus den Punktwolken zu extrahieren. Nach wie vor ist von hohem wissenschaftlichem und praktischem Interesse, Verfahren zu entwickeln, die aus den Messdaten hochwertige Aussagen über Bedeutung und Zustand der Objekte erlauben, d.h. topologische und semantische Informationen zur Erkennung von Objekttypen ableiten. In diesem Kontext spricht man von Interpretation von Punktwolken, die im Abschnitt 1.2 näher definiert wird.

Die Punktwolkeninterpretation stellt eine Herausforderung in der Photogrammetrie wie auch in anderen Disziplinen dar (Heipke [2017]). Offensichtlich ist, dass der Prozess, nützliche Kenntnisse aus einem unstrukturierten Informationsraum (wie eine Punktwolke) zu extrahieren, ein Thema ist, das mehrere Forschungsgebiete verbindet. Entwicklungen, die auf der Analyse solcher Fragen basieren, werden in zahlreichen technischen Disziplinen wie Ingenieurwesen, Maschinenbau, Architektur, Biomedizin und Robotik, aber auch in anderen Gebieten wie Geschichte, Denkmalpflege und Archäologie aktiv vorangetrieben.

Neben zahlreichen anderen Anwendungsbieten seien hier das in den letzten Jahren in den Fokus gerückte Verfahren des Building Information Modelling (BIM) genannt, in dem ein Teilaspekt der 3D-Erfassung und Modellierung Gegenstand zahlreicher aktueller Forschungsarbeiten ist. Eine Sonderform des BIM wird derzeit auch im Bereich der Bauforschung und Denkmalpflege entwickelt, die als Heritage oder Historic Building Information Modeling (HBIM) bezeichnet wird. Ziel ist in beiden Fällen die Ableitung relevanter Objektkomponenten in Form digitaler geometrischer Grundelemente, deren semantische Bedeutung und ihrer Beziehungen untereinander. Im Bauwesen stehen dabei im Wesentlichen die Bereitstellung, die Dokumentation und das Management konstruktiver Bauelemente und Installationen im Vordergrund, die mit relativ wenigen geometrischen Daten beschreibbar sind (Fai & Rafeiro [2014], Barazzetti & Banfi [2017]). Im Bauforschungsbe-

reich treten im Kontext der Gebäudeerfassung, -dokumentation und -untersuchung dagegen viel häufiger auch komplexe Oberflächen auf, die sich nicht durch einfache Regelgeometrien beschreiben lassen (Mityushov & Belyaeva [2016], Groß [2002]). Ziele jenseits der etablierten, klassischen Bauaufnahme sind dabei die Bereitstellung von metrischen 3D-Daten für Restaurierungszwecke, archäologische und historische Forschungen oder virtuelle Rekonstruktionen.

Im Jahr 1917 wurden in Russland 78.000 Kirchen und 1.253 Klöstern gezählt., davon verblieben im Jahr 1991 nur mehr ca. 7.500 Kirchen und 16 Klöstern laut Mikhailov [2008]. Einen wesentlichen Beitrag zur Wiederherstellung verlorener Denkmäler leistete die Russisch-orthodoxe Kirche, die im XX. Jahrhundert schwer benachteiligt wurde: zwischen 1990 und 2015 wurden mehr als 25.000 orthodoxe wiederaufgebaute oder restaurierte Kirchen neu eröffnet.

In diesem Zusammenhang wurde die vorliegende Arbeit durch den aktuellen Zustand orthodoxer Kirchen in Russland initiiert, die im 20. Jahrhundert häufig ganz oder teilweise zerstört oder anderen nicht religiösen Nutzungen zugeführt wurden (s. Abb.1.1). Inzwischen ist von hohem gesellschaftlichen Interesse, zerstörte oder beschädigte Kirchen in Russland möglichst in ihrem Originalzustand wiederherzustellen. Im Bereich der Denkmalpflege wird die Rekonstruktion häufig kritisch angesehen, aber ihre Notwendigkeit für den Spezialfall russisch-orthodoxer Kirchen wird durch die Bürgerinitiativen und gesetzlich bestätigt. Ein Sonderstatus religiöser Objekte wurde im föderalen Gesetz vom 25.06.2002 Nr. 73 „über die Objekte des kulturellen Erbes der Völker Russischer Föderation“ (Russische Staatsduma [2002]) festgelegt, das neben der Übergabe von Kirchen und Sakralbauten der Russisch-Orthodoxen Kirche (erweitert durch das Gesetz vom 03.12.2010 Nr. 327, Russische Staatsduma [2010]) eine „Rekonstruktion der Bauobjekte“ zum Zweck der „Wiederherstellung verlorener Architekturumgebung“ erlaubt. Für die Wiederherstellung sprechen die staatlichen Initiativen, wie die föderalen Zielprogramme „Kultur der Russischen Föderation“ 2006-2011 und 2012-2018 (RusKultusministerium [2012]).

RusKultusministerium [2012] und RusKultusministerium [2018] stellen ein Bundesprogramm 2012-2018 „Kultur der Russischen Föderation“ („Kultura Rossii“) dar, dessen Ziel die Sicherung kulturellen Erbes und Traditionen der Völker innerhalb Russischer Föderation sowie deren Nutzung als Ressource für die geistliche und wirtschaftliche Entwicklung ist. Im Rahmen dieses Programms wird die Rekonstruktion von ausgewählten zerstörten Sakralbauten unterstützt. Davon spricht ein Auszug des Finanzplans, laut dem

- 25 Ensembles als Objekte kulturellen Erbes,
- 50 Ensembles als religiöse Objekte,
- 35 Ensembles als Projekt „historisches Gedächtnis“

restauriert und rekonstruiert werden müssen (S. 36, 45-46, 55-56, 60, 63-68, 74-129).

Die Statistik wird in Ivanov [2019] geführt. Dabei handelt es sich um

- rekonstruierte Kirchen, die nach einem ursprünglichen Modell ohne wesentliche Änderungen im Projekt auf dem alten Fundament neu errichtet wurden oder an einen neuen Ort verlegt wurden;
- restaurierte Kirchen und Denkmäler, die nach einem neuen Projekt wiederhergestellt wurden, aber mit dem gleichen Zweck und in Erinnerung an das Denkmal, das früher an der gleichen Stelle stand (Tempel mit der gleichen Widmung, skulpturale Denkmäler für die gleiche Person usw.);
- Kirchen, die nach der schweren Zerstörung auf der Grundlage der erhaltenen Überreste des alten Gebäudes wiederhergestellt wurden.

Ivanov [2019] ist ein Projekt (Registrierungsurkunde der Massenmedien als elektronische Zeitschrift El N FS777-35747 vom 31.03.2009), dessen Ziel die Dokumentation und Systematisierung von Informationen über existierende, zerstörte und wiederhergestellte orthodoxe Kirchen ist. Die Datenbank enthält

- Bauhistorische Dokumente,
- Materialien zur Heimatskunde,
- aktuelle Statistiken bzw. die Listen von existierenden, zerstörten und wiederhergestellten orthodoxen Kirchen,
- Fotodokumentation.

Daneben ist die Erschließung verloren gegangenen Wissens sowie die Sicherung des kulturellen Erbes in Form virtueller Rekonstruktionen, Modellierungen und Visualisierungen im Kontext der Museumsausstellungen und architekturgeschichtlichen Aufbereitung von erheblicher Bedeutung. Die physisch rekonstruierten Kirchen werden in erster Linie aktiv weiter oder erneut als Sakralbauten für die Gottesdienstdurchführung genutzt, d.h. die einfache Konservierung des Status quo ist nicht zielführend. Darüber hinaus ist das Schließen der Gebäudehülle durch moderne Bauelemente aus Nutzungs- und religiösen Gründen nicht zulässig. Die Diskussion zur Ethik der Rekonstruktion ist im Abschnitt 1.3.3 detailliert dargestellt.



Abbildung 1.1: Beispiel für eine zerstörte russisch-orthodoxe Kirche: *a* – vor der Rekonstruktion, *b* – nach der Rekonstruktion (vidania [2017]).

Das Problem der virtuellen oder realen Wiederherstellung zerstörter russisch-orthodoxer Kirchen führt im Kontext der oben beschriebenen Erfassung und Analyse räumlicher Punktwolken zu einer interessanten wissenschaftlichen Fragestellung, die im Rahmen dieser Arbeit aufgegriffen und in Teilen gelöst wird. Zielsetzung ist die Realisierung eines automatischen Verfahrens zur Interpretation und Vervollständigung nicht kompletter bzw. lückenhafter Daten von Punktwolken teilweise zerstörter Kirchenobjekte durch ein modellbasiertes Verfahren. Dieses Verfahren, das zunächst mit einer signifikanten Datenreduktion beginnt, nutzt hierarchische Ansätze zur automatischen Segmentierung, Klassifizierung und Geometrieextraktion von Punktwolken auf Grundlage von Datenbanken vorhandener Objekttypen (Kirchenkonstruktionen) sowie verbindlicher Konstruktionsregeln (Kanons), und vervollständigt dabei unvollständige (zerstörte oder beschädigte) Objekte oder lückenhafte Datensätze.

Im vorliegenden Anwendungsfall bzw. in vergleichbaren Szenarien mit komplizierten Objektformen ist das manuelle oder automatisierte digitale Schließen von Lücken in Punktwolken eine

komplexe Aufgabe. Je nach geometrischer Komplexität des Objektes können unterschiedliche Erkennungsmethoden erforderlich sein. So sind Methoden, die für die Erkennung von geometrischen Primitiven (z.B. Ebenen, Zylinder) angewendet werden, üblicherweise nicht unmittelbar für die Erkennung von komplexen Geometrien geeignet, die sich durch mehrere Parameter beschreiben lassen bzw. eine Kombination von mehreren geometrischen Primitiven darstellen.

Für die Umsetzung eines regel- oder modellbasierten Rekonstruktionsverfahrens mit dem Ziel der Vervollständigung lückenhafter Daten ist eine semantische Interpretation der aufgenommenen Objektbereiche erforderlich. Beispielsweise ist die Wiederherstellung einer fehlenden Kirchenkuppel nur dann möglich, wenn im Kontext benachbarter Objektelemente eine bestimmte Regelgeometrie erkannt wird und damit das fehlende Objekt geometrisch und semantisch korrekt eingepasst werden kann.

Da sowohl die Messdaten als auch die zugrunde gelegten Datenbanken und Konstruktionsregeln fehlerbehaftet sind, muss das angestrebte Verfahren auf Basis statistischer Kenngrößen und fehlertoleranter Entscheidungsalgorithmen so robust sein, dass auch bei einem größeren Anteil fehlender Daten in den Punktwolken (z.B. großflächiger Bereiche oder fehlender Objektelemente) und messtechnisch gegebenen Rauschanteilen eine verlässliche Objekterkennung und Vervollständigung sichergestellt werden kann.

Das Ziel dieser Dissertation ist die Entwicklung einer Methodik zur Punktwolkenanalyse und -rekonstruktion von unvollständigen Daten durch Realisierung eines automatischen Algorithmus für die geometrische und semantische Erkennung von unterschiedlichen Objekttypen und deren räumliche Zuordnung zueinander aus der Punktwolke. In der Arbeit werden neue Verfahren für spezifische Teilprobleme entwickelt, z.B. die automatische Bestimmung einer geeigneten Formerkennungsmethode oder das Hashing von Punktwolken (mathematisches Verfahren zur Datenreduktion, s. Abs. 2.3), und mit bekannten Methoden der wahrscheinlichkeitsbasierten Statistik verknüpft. Die erzielten Ergebnisse werden an mehreren realen sowie einem synthetischen Datensatz von digital zerstörten russisch-orthodoxen Kirchen demonstriert.

1.2 Definitionen

Die Rekonstruktion von Objekten aus Punktwolken ist das Schwerpunktthema dieser Arbeit und kann als Teil des größeren Bereiches der Punktwolkeninterpretation verstanden werden.

1.2.1 Interpretation

Die Interpretation bedeutet das Verstehen bzw. die Deutung einer Aussage oder etwas Gegebenem (Duden [2013]). In den Sprachwissenschaften ordnet die Interpretation im Sinne der formalen Logik und der formalen Semantik jedem syntaktisch korrekten Konstrukt dessen Bedeutung zu (Kindt & Köppe [2008]). Voraussetzung ist also das Vorhandensein einzelner Elemente, die untereinander einer Syntax bzw. einer Grammatik folgen, aus der die semantische Bedeutung abgeleitet werden kann.

Im Kontext der Punktwolken hat der Begriff „Interpretation“ mehrere Bedeutungen, die jedoch alle im Zusammenhang mit automatischen Verfahren der Punktwolkenanalyse stehen. In Meierhold et al. [2008] werden die Aufgaben der Punktwolkeninterpretation eng mit der Merkmalextraktion aus Punktwolken verbunden. In Heipke [2017] wird die Methode der Punktwolkeninterpretation als „die Anwendung einer generischen Grammatik, deren Sprachumfang mittels Punktwolken trainiert und dann auf solche Bereiche übertragen werden kann, die lediglich hypothetisch zu charakterisieren sind“ beschrieben. In Wahabzada et al. [2015] basiert die Interpretation auf der Segmentierung und Datenklassifizierung der Punktwolke. Die semantische Interpretation von Punktwolken wird in Weinmann et al. [2014] als Zuordnung einer semantischen Klassenzugehörigkeit zu jedem 3D-Punkt verstanden.

Unter dem Begriff „Punktwolkeninterpretation“ wird im Rahmen dieser Arbeit eine intelligente Vorgehensweise zur automatischen Ableitung von geometrischen und semantischen Objektinformationen aus Punktwolken und deren Einbindung in weitere Prozessketten verstanden. Das entwickelte Verfahren der Punktwolkeninterpretation ähnelt der Definition in Cotofrei et al. [2009]. Dort definiert man die Interpretation einer Szene als das Wissen, wo sich welches Modell in der Szene befindet. Solche Interpretation ordnet die Input-Daten zum Modell an, das in Form des a-priori Wissens existiert.

Generell dient die Punktwolkeninterpretation den folgenden Anwendungszielen:

- Punktwolkenregistrierung und Georeferenzierung,
- Rekonstruktion der aufgenommenen Umgebung (Szene) anhand der erkannten Elemente (Extraktion von Geometrien, Merkmalen),
- Grundlage für die automatische Modellierung von Objekten,
- automatische Orientierung von detektierten Objekten im Raum und
- Datengrundlage für weitere anwendungsbezogene Verarbeitungen.

1.2.2 Rekonstruktion und Formerkennung

Den Begriff „Rekonstruktion“ kann aus verschiedenen Sichten betrachtet werden:

1. im Kontext der Denkmalpflege,
2. im Kontext der Punktwolkenverarbeitung.

Im Kontext der Denkmalpflege wird Rekonstruktion als die handwerklichen bzw. baulichen Maßnahmen zur Wiederherstellung des Objektes definiert; der Begriff ist den Themen „Restaurierung“ und „Konservierung“ verwandt. Eine weitere Diskussion dazu erfolgt im Abs. 1.3.3. In der aktuellen Dissertation wird die Rekonstruktion aus Sicht der Punktwolkenverarbeitung favorisiert.

Unter dem Begriff Rekonstruktion definieren Hoppe et al. [1992] das Berechnen eines Näherungsmodells von einer Fläche im Raum S anhand einer gegebenen Menge von Datenpunkten $X = x_1, \dots, x_n \subset \mathbb{R}^3$, die auf oder nahe von S liegen. Eine ähnliche Definition wird in Jeong et al. [2018] gegeben, die die Rekonstruktion als Ableitung eines Oberflächenmodells, das eine unbekannte Fläche für die gewählten auf oder neben dieser Oberfläche liegenden Punkte approximiert, formuliert.

Im Kontext dieser Arbeit wird die Rekonstruktion als Modellapproximation zur Formerkennung, Vervollständigung und Wiederherstellung definiert. Aus Sicht der virtuellen Rekonstruktion gilt die Vervollständigung für lückenhafte Daten bzw. Punktwolken, deren originaler Zustand eines Gebäudes vom restlichen Datensatz – in unserem Fall objektbasiert – abgeleitet wird (s. Abb. 1.2(b)). Aus Sicht der Denkmalpflege kann man die Vervollständigung als Anastylose verstehen, die eine partielle Wiedererrichtung von verfallenen Baukonstruktionen anhand seiner original erhaltenen Bauteile bedeutet (Nohlen [2004], Schmidt [1993]).

„Wiederhergestellt“ werden abwesende Objekte (beispielsweise komplett zerstörte Bauteile), deren Anwesenheit hochwahrscheinlich ist (s. Abb. 1.2(a)). Als Formerkennung dient in dieser Arbeit die Parameterschätzung eines oder mehrerer vorgegebenen Modelle in der Punktwolke (Fischler & Bolles [1981], Koch [1997]).

1.2.3 Segmentierung

Anhand der aktuellen Literaturrecherche lassen sich zwei Segmentierungsarten unterscheiden:

- geometrische Segmentierung,

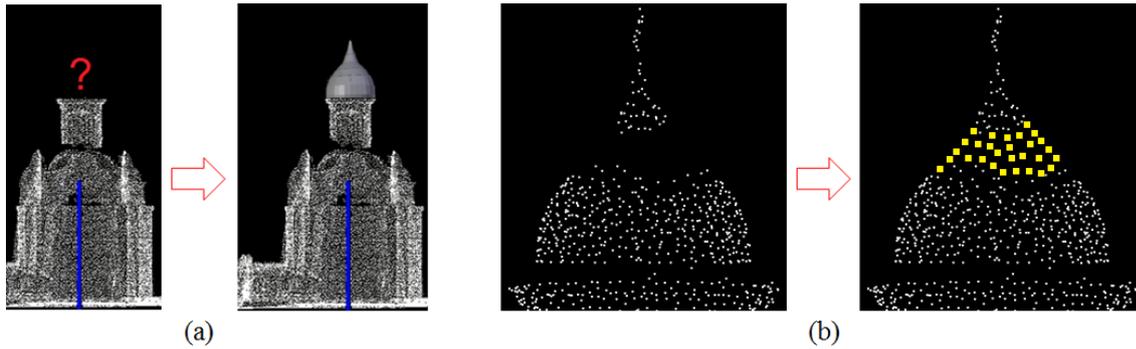


Abbildung 1.2: Rekonstruktionstypen: *a* - Wiederherstellung, *b* - Vervollständigung

- semantische Segmentierung.

Nach Wang & Shan [2009] besteht die Segmentierung in der Verteilung der räumlichen Region R einer Input-Punktwolke P in die nicht überlappenden zusammenhängenden Sub-Regionen R_i . Darunter wird die geometrische Segmentierung weiter in dieser Dissertation verstanden. In unserem Fall werden die Segmente in Form der Bounding Boxen extrahiert, die

- mögliche Bauteile der Kirche sind,
- sich überschneiden dürfen und
- keine zusammenhängenden Regionen (connected components) sein müssen.

Der Begriff „Semantische Segmentierung“ erweitert die geometrische Segmentierung durch die Klassifikation von Segmenten und Bestimmung ihrer Semantik im Kontext ihrer funktionalen Rolle, Anordnung und Hierarchie. Im Kontext dieser Arbeit wird unter semantischer Segmentierung die Aufgabe verstanden, die funktionale Rolle der extrahierten Bauteile im Zusammenhang mit dem ganzen Gebäude sowie einzelnen Elementen den extrahierten Segmenten bzw. Punktwolkenbereichen in einem Gesamtverfahren zuzuordnen. Die Aufgaben der semantischen Segmentierung sind eng mit der Klassifikation und dem semantischen Labeling als Zuordnung von Attributen in Datenquellen zu Klassen in einer Ontologie verbunden.

Generell wird die Klassifikation der Daten als ein Prozess der Datensortierung und Kategorisierung in unterschiedliche Typen (Klassen) definiert. Dabei werden die Eingangsdaten abhängig von den Klassifizierungsanforderungen und Referenzbedingungen aufgeteilt sowie die extrahierten Datenteile einer bestimmten Klasse zugewiesen. Unter Klassifikation der Punktwolken wird häufig die Extraktion von Punktmengen in der Punktwolke mit gleichzeitiger Zuweisung einer definierten Klasse verstanden.

Die Klassifizierungsaufgabe kann auch im Kontext der semantischen Interpretation der Punktwolken durchgeführt werden, deren Ziel (der Interpretation) laut Boulch et al. [2017] in einer Untersuchung der Objektklassen im Kontext der ganzen Szene besteht. In anderen Arbeiten unterliegen solche Methoden dem semantischen Labeling, dessen Begriff in Pham et al. [2016] als ein Prozess der Zuordnung der Attribute in den Datenquellen zu den Klassen in der Ontologie bzw. einem semantischen Label formuliert wird. In diesem Fall unterscheidet sich semantisches Labeling von der Klassifikation durch die Einbindung semantischer Zusammenhänge bzw. Ontologie zwischen den extrahierten Objektklassen.

In dieser Arbeit wird semantische Segmentierung als die geometrische Segmentierung mit zusätzlicher Einbeziehung von Anordnung und funktionaler Rolle extrahierter Bereiche verstanden.

1.3 Anwendungsbeispiel „Russisch-orthodoxe Kirchen“

1.3.1 Aufbau einer russisch-orthodoxen Kirche

Die Informationen über den Aufbau einer russisch-orthodoxen Kirche und Verständnis der Baukanons bilden eine Basis für die Entwicklung der Rekonstruktionsprinzipien. Die Beschreibung des in dieser Arbeit zugrunde gelegten Anwendungsobjektes basiert auf dem Handbuch „Gebäude, Bauwerke und Architekturkomplex der orthodoxen Kirchen“ der Bauregelordnung SP 31-103-99 (Kesler [2003]), das den Grundprinzipien des Kirchenbaus sowie architektonisch-künstlerischen Lösungen gewidmet ist. Diese Dissertation fokussiert sich auf die Rekonstruktion der russisch-orthodoxen Kirchen, deren Aufbau und Formen sich von anderen orthodoxen Kirchen (z.B. griechischen, georgischen) unterscheiden.

Die spezifische Besonderheit kirchlicher Baukunst und Bauwerke ist die Befolgung der kanonischen kirchlichen Anforderungen, die auf der orthodoxen Dogmatik und den kirchlichen Bau Traditionen basiert. Der Aufbau einer orthodoxen Kirche folgt der kanonischen Teilung des Kirchengebäudes in folgende Räume: Altarraum und Hauptraum für die Betenden (s. Abb. 1.3).

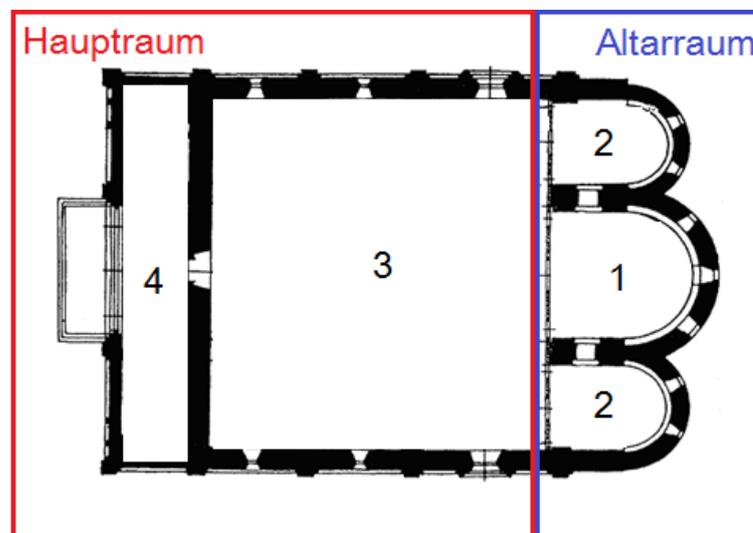


Abbildung 1.3: Grundriss einer typischen orthodoxen Kirche: 1 - Hauptaltar; 2 - Nebenaltarseiten; 3 - Kirchenschiff (Naos); 4 - Vorhalle

Die Symbolik der kirchlichen Architektur ist eng mit der Symbolik des Gottesdienstablaufs verbunden, die gleichzeitig mit dem Liturgie-Ablauf in der Periode vom VI. bis IX. Jahrhundert in Byzanz entwickelt wurde. Mit der Christianisierung im IX. Jahrhundert hat die Rus (ehemaliges Russland) auch die symbolische Auslegung des Kirchenbaus übernommen (basierend auf der symbolischen Beschreibung des „Heiligen Jerusalems“ in der Offenbarung des Johannes), die in den architektonischen Formen abgeleitet wurde. Der kirchliche Aufbau repräsentiert ein ganzheitliches System von hierarchisch geordneten Räumen, deren Anzahl, Position und Form eigene Bedeutung haben.

Ausgehend von der religiösen Symbolik wurden die kanonischen Anforderungen für die Kirchenbauten formuliert. Die wichtigsten davon sind:

1. Pflichtenforderungen

- Merkmal des Kirchengebäudes: Kirchenkrönung mit dem Kreuz
- Gebäudeposition auf dem Grundstück: Altar- und Kreuzorientierung nach Osten
- Strukturteile der Kirche: Gebäudeteilung auf Altar und Hauptraum

2. Anforderungen, die mit dem Ausdruck der Kirchengestalt und ihren funktionalen Besonderheiten verbunden sind:

- Form des Hauptraumes:
 - kreuzförmig;
 - rechteckig;
 - rund;
 - achteckig;
- Anzahl der Kuppeln auf der Überdachung (Dach auf dem Hauptraum der Kirche):
 - 1 Kuppel (ein Gott)
 - 3 Kuppeln (symbolisieren die Dreifaltigkeit)
 - 5 Kuppeln (symbolisieren Christus und die vier Evangelisten)
 - 7 Kuppeln (symbolisieren die sieben Mysterien)
 - 9 Kuppeln (symbolisieren die Engelhierarchie)
 - 13 Kuppeln (symbolisieren Christus und die zwölf Apostel)
 - selten 33 Kuppeln (symbolisieren das Alter von Christus)

Bei der Beschreibung der architektonischen Gebäudeteile und Konstruktionselemente wird ein vereinbartes Vokabular verwendet, das in mehreren Sprachen für die einheitliche Kommunikation und Definition von spezifischen Begriffen entwickelt wurde. Im Kontext der Bauteile handelt es sich um geometrisches Design und entsprechende visuelle Darstellung von solchen Details in Form von 3D-Modellen (Axonometrie, Isometrie, Perspektive) oder 2D-Zeichnungen (Grundrisse, Schnitte, Abwicklungen). Für die geschriebene und ausgesprochene Beschreibung von architektonischen Elementen kann die Getty Research Art and Architecture Thesaurus (Getty Research [2004]) als Beispiel dienen, die die Definition der Begriffe aus semantischer und hierarchischer Sicht in unterschiedlicher Sprache mit deren Verlinkung betrachtet. Eine klassische orthodoxe Kirche besteht aus einer Menge von bestimmten Komponenten, deren Position und Bedeutung konstruktiv, statisch und kanonisch bestimmt werden (s. Abb. 1.4).

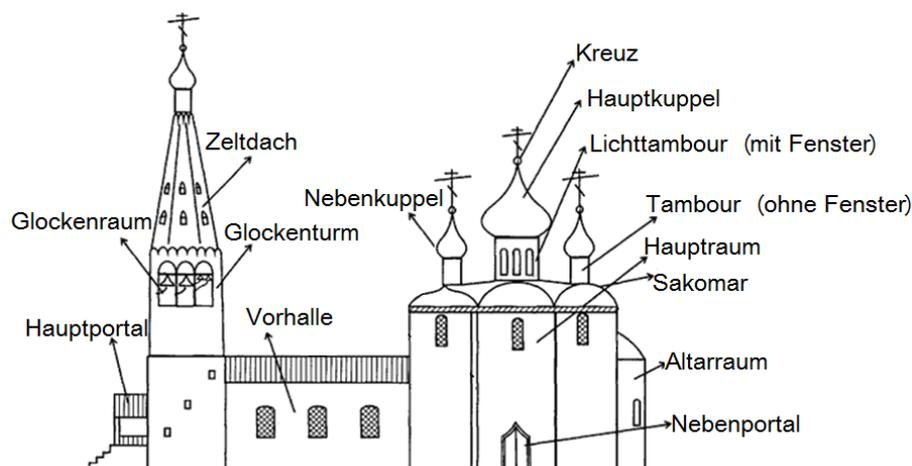


Abbildung 1.4: Aufbauschema einer orthodoxen Kirche (marieparhia [2017]).

Der folgende Abschnitt behandelt die Formen und Vokabular-Definitionen des hier behandelten Fallbeispiels der russisch-orthodoxen Kirchen. Das folgende Aufbauschema einer orthodoxen Kirche (s. Abb. 1.4) repräsentiert die gemeinsamen Prinzipien der orthodoxen Sakralbauten und enthält nur die grundlegenden architektonischen Elemente, die für mehrere Kirchenbauten typisch sind und in eine gemeinsame Konstruktion zusammengeführt sind. Neben der Formenvielfalt der architektonischen Lösungen sind die kirchlichen Gebäude selbst visuell relativ einfach erkennbar und können nach den unterschiedlichen Baustilen klassifiziert werden.

- Der Kubus ist der Hauptraum für die Betenden in der Kirche und dient als eine Außenform des Kirchenschiffs (innere Längsräume der Kirche, die durch die Scheidewände oder Arkaden voneinander getrennt sind). Typisch für einen orthodoxen Tempel sind folgende Hauptraumformen (s. Abb. 3.14):
 - „Chetverik“ („Würfel“) ist ein vierflächiger Raum (viereckig im Plan) in der altrussischen Holz- und Steinarchitektur (s. Abb. 3.14(a));
 - „Kreuz“ hat größere Nebenportale, die mit dem Kubus eine Kreuzform bilden (s. Abb. 3.14(b));
 - „Wosmerik“ („Achteck“) ist ein achtflächiger Raum (oktogonal im Plan); als eine ähnliche Form dient Rotunde mit einem kreisförmigen Raum, der mit einem Kuppeldach bedeckt wird (s. Abb. 3.14(c));
 - Rotunde ist der Raum mit einem kreisförmigen Grundriss (s. Abb. 3.14(d)).

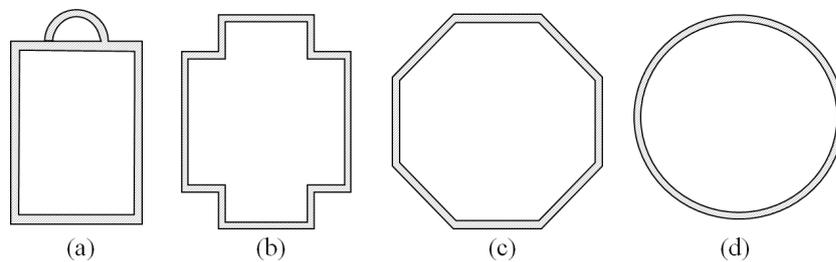


Abbildung 1.5: Typische Hauptraumformen russischer orthodoxer Kirchen: *a* – Chetverik, *b* – Kreuz, *c* – Wosmerik, *d* – Rotunde.

- Die Überdachung (Hauptdach) ist ein Dach (bzw. Kombination von einzelnen kleineren Dächern) auf dem Hauptraum. Die typischen Überdachungskonstruktionen sind (s. Abb. 1.6):
 - Ein Sakomar-Dach stellt ein Dach bzw. eine Kombination von Dächern dar, die sich an Hauptraumsakomare (s. Dekorationselemente) anlehnt und sich durch die komplizierten geometrischen krummlinigen Formen auszeichnet (s. Abb. 1.6(a));
 - ein Schichtdach repräsentiert eine Kombination von Dächern, die auf verschiedenen Niveaus aufgebaut sind (s. Abb. 1.6(b));
 - ein Zeltdach ist eine Pyramide mit mindestens drei gegeneinander geneigten Dachflächen, typisch für die orthodoxe Architektur sind vier-, achtseitige Zeltdächer und Kegeldächer (s. Abb. 1.6(c));
 - ein Kuppeldach mit halbsphärischer Form, konstruiert ohne Anwendung von zusätzlichen Stützen oder Säulen (s. Abb. 1.6(d)).

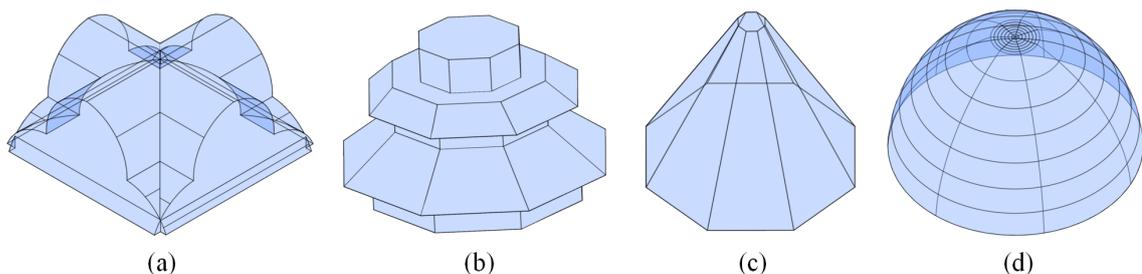


Abbildung 1.6: Beispiele der Überdachungsformen orthodoxer Kirchen: *a* – Sakomar-Dach, *b* – Schichtdach, *c* – Zeltdach, *d* – Kuppeldach.

- Die Kuppel ist eine Gewölbekonstruktion mit nur einem Scheitelpunkt, die sich durch eine halbsphärische oder eine andere achssymmetrische Konstruktion mit bestimmten Führungsprofilen auszeichnet. Die Kuppelkonstruktionen wurden häufiger für die im Plan kreisförmigen, elliptischen und hochpolygonalen Räumen angewendet, was die Überdachung von größervolumigen Konstruktionen ohne zusätzliche Stützen ermöglicht. Als Profile dienen unterschiedliche konvexe glatte Kurven. Die Kuppeln in der orthodoxen Architektur symbolisieren den Himmel und können nach ihrer geometrischen Form klassifiziert werden (s. Abb. 1.7):
 - die Zwiebelkuppel, die eine zwiebelartige Geometrie besitzt und eine kürzere Basis (Übergang vom Tambour zur Kuppel) im Vergleich zum Kuppeläquator (Mittellinie der Kuppel) aufweist (s. Abb. 1.7(a));
 - die Helmkupe hat im Gegensatz zu den Zwiebelkuppeln gleiche Basis und Kuppeläquator (s. Abb. 1.7(b));
 - die Eikuppel (oder byzantinische Kuppel) mit einfacher parabelförmiger Geometrie (s. Abb. 1.7(c));
 - die Glockenkuppel hat eine längere Basis relativ zum Kuppeläquator und haben häufiger kompliziertere Geometrien der Profilkurven (s. Abb. 1.7(d)).

Die Bauteile können sowohl glatt als auch gerippt (Zwickelkuppel) konstruiert werden. Ausführlich werden die Kuppelkonstruktionen im Kap. 3, Abs. 3.2.2 betrachtet.

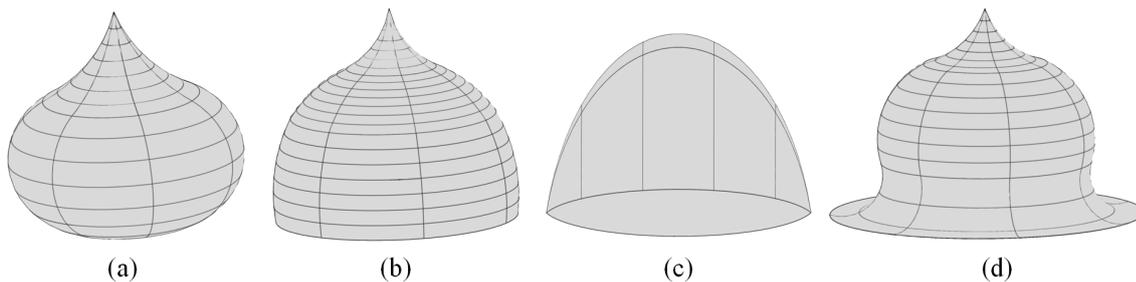


Abbildung 1.7: Beispiele russischer Kuppelformen: *a* – Zwiebelkuppel, *b* – Helmkupe, *c* – Eikuppel, *d* – Glockenkuppel.

- Das Kreuz (Kruzifix) spielt die wichtigste Rolle in der Sakralbausymbolik und identifiziert die Kirche als ein Sakralobjekt. Es gibt vier grundlegende Kreuzformen, die in unterschiedlichen Epochen und Regionen entstanden sind und als Basis für andere Formenvariationen dienen (s. Abb. 1.8):
 - russisch-orthodoxes sechsspitziges Kreuz ohne Inschrift-Balken (s. Abb. 1.8(a)),
 - russisch-orthodoxes achtschspitziges Kreuz mit zwei parallelen Kreuzarmen, Inschrift und schräggestellten Arm, der das Fußbänkchen darstellt (s. Abb. 1.8(b)),
 - griechisches Kreuz als einfaches vierschspitziges Kreuz analog zum lateinischen Kreuz, das häufiger in den südlichen und westlichen Regionen Russlands, der Ukraine und Weißrusslands auftritt, wo der Einfluss anderer Religionen stärker war (s. Abb. 1.8(c)).
- Der Tambour stellt einen zylindrischen oder hochpolygonalen (öfters achteckigen) Gebäudeteil dar, der als Kuppelstütze und -erhöhung sowie für die Belichtung dient. Der untere Teil des Tambours stützt sich auf die Wände oder Gewölbe. Man unterscheidet:
 - einen Lichttambour mit breiteren Formen und Lichtfenstern, die mit Säulen oder Arkaden dekoriert wurden;

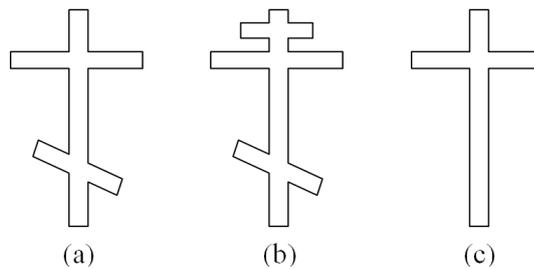


Abbildung 1.8: Beispiele orthodoxer Kreuze: *a* – russisch-orthodoxes sechsspitziges Kreuz, *b* – russisch-orthodoxes achtspeitziges Kreuz, *c* – griechisches Kreuz.

– einen engeren Tambour ohne Fenster.

Der Tambour kann entweder eine zylindrische oder eine prismatische Form haben. Zusammen mit der Kuppel bildet der Tambour ein Kapitell, das ein Kirchengebäude krönt.

- Die Apsis ist ein halbkreisförmiger oder polygonaler Altarraum, der zum Hauptraum der Kirche eingebaut wird.
- Die Vorhalle ist ein offener oder geschlossener Kircheneingang, der oberhalb des Erdniveaus angeordnet ist.
- Das Portal ist ein architektonisch ausgestalteter Eingang in die Kirche. Standardmäßig gibt es die Portale im Westen, Norden und Süden vom Kirchenhauptaum.
- Der Narthex ist eine Vorhalle am Haupteingang.
- Der Glockenturm ist ein Turm mit offenem Glockengeschoss. Er wurde entweder neben der Kirche oder in ihre Komposition eingebaut. Die Glockentürme können ein- und mehrschichtig sowie rechteckig, achteckig oder rund im Grundriss sein. Glockentürme bis 40-50 m Höhe wurden häufig ins Kirchenensemble wie folgt eingebunden:

- auf dem Narthex aufgebaut,
- zum Narthex angebaut,
- alleinstehend.

Bis einschließlich XVII. Jahrhundert waren die klassischen einschichtigen, achteckigen Glockentürme mit Zeltdach sehr populär. Später wurden unter der Einwirkung der westeuropäischen Kultur mehrschichtige Barock-Glockentürme gebaut.

- Die Sakomar ist ein halbrunder Wandabschluss, der häufig die Gewölbeform wiederholt und als formbildendes Element der Überdachung (des Hauptdaches) dient. Während der Entwicklung der russischen orthodoxen Architektur haben sich spezifische Sakomarformen besonders verbreitet und können als typische Elemente angesehen werden:

- „Kokoschnik“,
- „Dreiblatt“,
- „Dreieckspitze“.

Diese Elemente wurden sowohl als Dekorationselemente als auch als selbstständige Bauteile und formbildende Komponenten verwendet.

Die Rus hat mit der Christianisierung auch die Prinzipien des byzantinischen Sakralbaus übernommen, die dennoch einige Veränderungen durchgemacht haben, die mit den heimischen Baubedingungen und Traditionen verbunden waren.

Zuerst war ein Nachbau analog zu den byzantinischen Kirchen für die russischen orthodoxen Sakralbauten üblich. Die ersten Steinkirchen wurden von griechischen Architekten gebaut und haben kanonische byzantinische Kreuzkuppelkirchen repräsentiert. Im Laufe der Zeit haben manche Architektureigenschaften einen Wandel durch Einwirkungen der westeuropäischen Kultur, Innovationen, neue konstruktive Lösungen und Baumaterialien erlebt. Die russischen Architekten haben eine eigene kirchliche Bautradition entwickelt, die heute durch eine reiche Formenvielfalt bekannt ist.

Zum Ende des XVII. Jahrhunderts haben sich die typischen russischen Kirchenkonstruktionen gebildet:

- Kreuzkuppeltempel (s. Abb. 1.9(a)),
- Schiff-Tempel (s. Abb. 1.9(b)),
- Zentrischer Tempel (s. Abb. 1.9(c)).

Kreuzkuppeltempel ist ein Typ des orthodoxen Tempels, der sich im byzantinischen Reich sowie in den Ländern des christlichen Ostens im V. bis VIII. Jhd. gebildet hat. Eine klassische Variante stellt eine Würfelkonstruktion dar, deren Hauptraum durch vier Pfeiler in neun Zellen verteilt ist. Als Decken dienen dabei die zylindrischen kreuzförmig liegenden Gewölbe, auf der Zentralzelle liegen Haupttambour mit der Hauptkuppel gestützt von den Gurtbögen.

Die Proportion zwischen dem westlichen Teil des zentralen Kirchenschiffes und seinem östlichen Teil entspricht häufig der Proportion zwischen dem unteren Teil des Menschen (vom Boden bis zur Brust) und dem oberen (von der Brust bis zum Kopf). Die Transept-Seiten haben die gleiche Länge, was den gleichlangen Armen des Menschen entspricht. Die Proportion der Transept-Seite der westlichen Seite des Zentralkirchenschiffes entspricht der Proportion eines gestreckten Menschenarms zu seinem unteren Körperteil (von Brust zu den Füßen). Als Variante wurden kreuzförmige Konstruktionen verwendet, deren Kombination aus symmetrischen Nebenportalen, Hauptportal und Altarapsis visuell ein Kreuz gebildet hat.

Der Schiff-Tempel ist ein architektonischer Kirchentyp, der sich durch die Anordnung von Hauptraum, Narthex und Glockenturm auf der Zentralachse des Kirchenbaus auszeichnet. Dieser Konstruktionstyp ist eine der ältesten Konstruktionen der christlichen Sakralbauten und entspricht der westeuropäischen Basilika-Konstruktion, die eine Arche im Lebensmeer symbolisiert.

Die zentrischen Tempel symbolisieren die Ewigkeit und Unendlichkeit des Gottes und des Seins. Die Hauptstrukturen der Kirche sind dabei gleich entfernt von ihrem Hauptraumzentrum. Es gibt unterschiedliche Variationen der zentrischen Tempel:

- klassische Rotunde mit einem Kreis im Grundriss und häufig kuppelförmiger Überdachung und einer Hauptkuppel;
- achtseitiger Stern, der den Bethlehem-Stern symbolisiert;
- Oktakonkha (mehrblättrige Rotunde).

Die beschriebenen Konstruktionen wurden standardmäßig in der orthodoxen Architektur verwendet und dienen als klassische orthodoxe Bautypen (s. Abb. 1.9).

1.3.2 Proportionen und Maße russisch-orthodoxer Kirchen

Aus ästhetischer Sicht ist die Ausgewogenheit zwischen den Elementen und dem Ganzen eine notwendige Bedingung für jedes Kunstwerk. Eine solche Ausgewogenheit wird durch die Anwendung von numerischen Proportionssystemen erreicht, die im Kontext von Sakralbauten auf folgenden Prinzipien basieren:

- zur Bauzeit existierende Technologien und Baumaterialien;

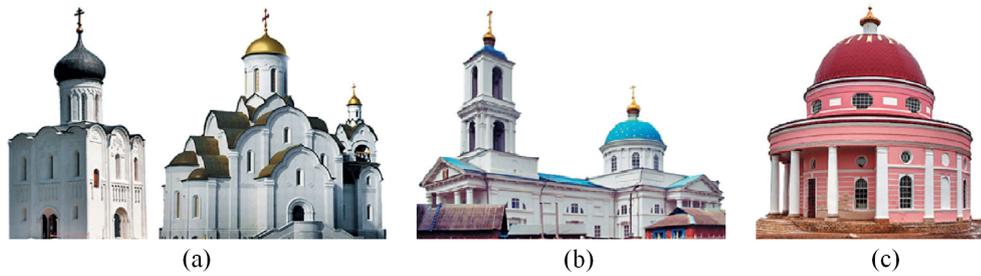


Abbildung 1.9: Beispiele der typischen Kirchenkonstruktionen: *a* – Kreuzkuppeltempel, *b* – Schiff-Tempel, *c* – zentrischer Tempel)

- vorgeschriebene Baukanons;
- zeitgenössische Vorstellungen über Harmonie und Schönheit (häufig abgeleitet von Gestalten aus der Natur).

Die Komposition eines orthodoxen Tempels beinhaltet eine komplette Struktur, die wenig Abweichungen erlaubt. Die Strukturvollständigkeit, deutliche Ausgewogenheit, Proportionalität und harmonische Konformität aller Bauelemente relativ zueinander und dem Ganzen wurden mittels eines gemeinsamen Aufbausystems erreicht.

In der modernen Architektur werden für die Proportionierung und Optimierung der Projektierungsprozesse häufig die Systeme angewendet, die Prototypen in der Vergangenheit haben. Ein Beispiel dazu ist die Ausarbeitung des französischen Architekten Le Corbusier (Corbusier [2004]). Sein Proportionierungssystem „Der Modulor“ vermittelt eine Variante von ästhetisch vollständigen Proportionen, Kombinationsvielfalt und Ausgewogenheit durch die Analogie zum menschlichen Außenmaß: alle Größen und Proportionen basieren auf dem Menschenmodell. Das Corbusier-System hat die Erfahrungen aus der modernen und vergangenen westeuropäischen Architektur zusammengefasst.

Der Anfang dieser Untersuchungen geht jedoch auf den italienischen Mathematiker Leonardo Fibonacci zurück. Der „Goldene Schnitt“ ist in der Architektur und Kunst schon seit der Antike bekannt (Frings [2002]). Im Kontext der menschlichen Proportionen muss der Begriff „Goldener Schnitt“ jedoch Leonardo da Vinci zugesprochen werden (Zöllner [1989], Zöllner [2004]). Proportionen und Verhältnisse, die auf dem Goldenen Schnitt basieren, unterscheiden sich durch die höheren ästhetischen Eigenschaften, die den Objekten aus der Natur sowie dem Menschen selbst charakteristisch sind. Einen bedeutenden Beitrag in die Untersuchungen von den orthodoxen Sakralbauten haben die Architekten Zhelohovzev, Zholtovsky, Shmelev und Rybakov geleistet.

Ein Goldener Schnitt für die russischen orthodoxen Kirchen wurde von Zholtovsky [1955] ausgerechnet und wird als Zholtovsky-Funktion bezeichnet. Die Zholtovsky-Funktion bestimmt ein Rechteck, in das die Konturen des kirchlichen Hauptraumes mit dem Verhältnis $1/\frac{2}{\sqrt{5}}$ eingeschrieben sind (s. Abb. 1.10).

Die Linie, die durch das Zentrum des Unterkuppelrechtecks geht und den Nord- mit dem Südeingang verbindet, teilt das Rechteck des Hauptraumes in der Proportion $\frac{2}{\sqrt{5}}$. Dasselbe Verhältnis bestimmt auch das Rechteck, in das die Unterkuppelstützen (und ihre längliche nach Osten orientierte Form) eingeschrieben sind. Der Außendurchmesser des Hauptaltars ist gleich der Diagonalen des Unterkuppelrechtecks sowie dem Durchmesser der größeren Seite der Opferaltäre. Die Kirchenhöhe mit der Kuppel ist gleich der doppelten Länge der größeren Rechteckseite, die den ganzen Hauptraum im Plan beinhaltet. Die Höhe des Hauptraumes der Kirche teilt die Gesamthöhe in der Proportion von $\frac{2}{\sqrt{5}}$. Die Portallhöhe (Eingangsböcke) ist gleich dem Durchmesser eines mittleren (zentralen) Sakomar und stellt die Ableitung vom Unterkuppelrechteck sowie die Zholtovsky-Funktion von seinen Diagonalen dar.

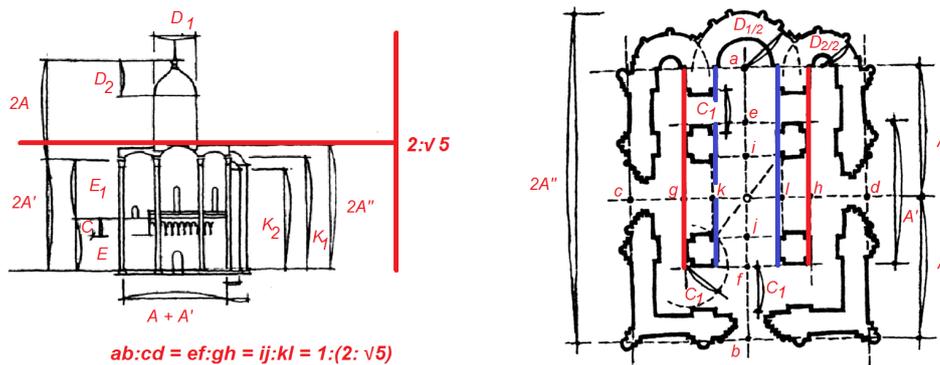


Abbildung 1.10: Proportionierungssystem der russisch-orthodoxen Kirchen nach Zholtovsky [1955] (Quelle: Kesler [2003]).

Laut einer anderen Theorie wurden die kirchlichen Elemente mithilfe eines altrussischen Maßsystems aufgebaut, deren Zusammenhänge geometrische sowie vielfache Verhältnisse nachweisen. Shevelev [1973] befürwortet eine Darstellung, in der die Berechnungen der altrussischen Architekten auf zwei Basismaßen basierten, und zwar: „dreifache Maßelle“ („mernaya Saschen“), entsprechend 176,4 cm, und „Maßelle ohne Viertel“ („Saschen bez cheti“), entsprechend 197,2 cm. Rybakov [1949] zeigt, dass solche Maße im altrussischen Maßsystem existiert haben. Der Zusammenhang zwischen den Elementen wurde durch das Verhältnis zwischen dem Quader und seinem Diagonalen bestimmt: „dreifache Maßelle“ (152,8 cm) und „schräge dreifache Großelle“ (249,4 cm), „gerade dreifache Maßelle“ (176,4 cm) und „schräge dreifache Standardelle“ (216 cm). Auch der Begriff „schräg“ selbst weist auf die Quaderdiagonalen hin. Dasselbe Verhältnis verbindet die „Maßelle ohne Viertel“ mit den anderen Elementen. Eine andere Methode – das System der orthodoxen Aufbauschemata – wurde von Zhelohovzeva [1980] vorgeschlagen, der die Zusammenhänge zwischen den kirchlichen Elementen durch die „Rosetten“-Projektion relativ zu den einzelnen Punkten abgeleitet hat. Die betrachteten Methoden der altrussischen Proportionierung widersprechen einander nicht, ihre gemeinsame Existenz und Anwendung dient als Grundlage für die

- Restaurierungsarbeiten und reale Rekonstruktion (Kesler [2003]),
- die praktische Bestimmung der Ausgewogenheit in den altrussischen Architekturwerken und
- die Präzisierung geometrischer Formen der Bauteile, die entweder verloren gegangen sind oder nicht ausreichend konserviert wurden.

1.3.3 Aspekte der Objekt- und Wissensrekonstruktion in Wissenschaft und Praxis

Rekonstruktion, Restaurierung und Konservierung in der Denkmalpflege

Die Wiederherstellung verlorener Kulturgüter interessiert die Menschheit seit einigen hundert Jahren und hat sich als selbstständiges Aufgabengebiet entwickelt. Dabei unterscheidet man nach Martin & Krautzberger [2010]:

- Konservierung

Konservierung schließt die Maßnahmen ein, die dazu dienen, „den materiellen Bestand eines Denkmals zu sichern und weiteren Substanzverlusten vorzubeugen“ (Martin & Krautzberger [2010], S. 632). Ziel der Konservierung besteht in der Erhaltung der originalen Substanz des Objektes ohne ästhetische Veränderungen.

- Restaurierung

Restaurierung bezeichnet das Wiederherstellen eines schadhafte Objekts, um es wieder in seinen ursprünglichen Zustand zu bringen geht sie „jedoch über das reine Bewahren eines Denkmals hinaus, um verunstaltete oder beeinträchtigte Werte wieder zur Geltung zu bringen“ (Martin & Krautzberger [2010], S. 633).

- Rekonstruktion

Rekonstruktion bedeutet den Wiederaufbau eines zerstörten oder nicht mehr existierenden Objektes anhand von Bild- und Schriftquellen sowie Baubefund. Die Durchführung einer Rekonstruktion ist „im Allgemeinen in der geschichtlichen Situation begründet (z. B. Kriegszerstörungen, Verluste durch Naturkatastrophen u. a.)“ (Martin & Krautzberger [2010], S. 637).

Diese Begriffe haben sich zeitlich entwickelt und wurden früher unterschiedlich interpretiert.

Die ersten Restaurierungs- und Rekonstruktionsversuche von Kulturgütern sind schon seit der Antike bekannt (Nikou [2018]), wobei zu der Zeit die Restaurierung selbst als Renovierung bzw. Erneuerung eines Objektes verstanden wurde.

Die Restaurierungsbewegung hat sich insbesondere im XIX. Jahrhundert auf dem Höhepunkt der Romantik verbreitet, die das zeitgenössische Interesse an ehemaligen Epochen und deren materiellen Artefakten geweckt hat. Die Restaurierung wurde dabei eher als Rekonstruktion verstanden. Die Meister der Neugotik, angeführt von Viollet-le-Duc, der die Restaurierungsaufgaben als Vorgang der Herstellung eines ursprünglich gedachten und vollständigen Zustands geprägt hat („Restauration - Le mot et la chose sont modernes. Restaurer un édifice, ce n'est pas l'entretenir, le réparer ou le refaire, c'est le rétablir dans un état complet qui peut n'avoir jamais existé à un moment donné“, le Duc [1866]), haben mehrere Restaurierungsarbeiten von großen bedeutenden Denkmälern - wie Sainte-Chapelle oder Notre-Dame des Paris - unter Berücksichtigung von mittelalterlichen Techniken durchgeführt. Dabei wurden die unvollendeten sowie die teilweise zerstörten Objekte - wie Schloss Windsor oder Cité von Carcassonne - in einen Zustand gebracht, der nach der Meinung von Restauratoren originaltreu sein könnte.

Eine Gegenbewegung zum Konzept der „hypothetischen Restaurierung“ wurde vom englischen Gelehrten John Ruskin angeführt, der die Restaurierung als Verfälschung des vorgefundenen Zustands betrachtete, die den Denkmalwert des Objektes vermindert („restoration... thing is a lie from beginning to end. That spirit which is given only by the hand and eye of the workman, can never be recalled“, Ruskin [1849]). Unter seinem Einfluss wurde die Gesellschaft „Society For The Protection Of Ancient Buildings“ von William Morris in 1877 in England gegründet. Die damit eng verbundene Bewegung „Arts and Crafts Movement“ lehnte die Nutzung moderner Bautechniken in der Restaurierung ab und befürwortete die maximale Authentizitätssicherung des Denkmals sowie den „manuellen“ Charakter der Restaurierungsarbeiten.

Im XX. Jahrhundert bestand der Wunsch, ganze Bauensembles nach den zerstörenden Weltkriegen wiederaufzubauen. Großzügige Wiederherstellungsarbeiten wurden auch im Nachkriegsdeutschland durchgeführt. Als weltbekanntes Beispiel einer hochwertigen Rekonstruktion kann die Wiederherstellung des historischen Warschau-Zentrums anhand von Fotomaterialien dienen, die in die Liste des UNESCO-Welterbes als „Beispiel einer fast vollen Rekonstruktion des historischen Abschnittes von XIII. bis XX. Jahrhundert“ eingetragen ist („example of a near-total reconstruction of a span of history covering the 13th to the 20th century“, UNESCO [1980]).

Nach und nach wurde die Restaurierung mehr als Konservierung verstanden, die auf die Sicherung des angetroffenen Bestandes bzw. seine Erschließung abzielt. Laut ICOM [2004] kann man Restaurierung als „alle Handlungen verstehen, die Wahrnehmung, Wertschätzung und Verständnis für ein Objekt fördern“. Der Ausnahmecharakter der Rekonstruktion wurde in der Charta von Venedig (Charta [1964]) bestimmt sowie ihre Ziele festgesetzt: „... Ziel ist es, die ästhetischen und

historischen Werte des Denkmals zu bewahren und zu erschließen. Sie gründet sich auf die Respektierung des überlieferten Bestandes und auf authentische Dokumente und findet dort ihre Grenze, wo die Hypothese beginnt“. Außerdem stellt die Charta fest: „Jede Rekonstruktionsarbeit soll von vornherein ausgeschlossen sein; nur die Anastylose kann in Betracht gezogen werden, das heißt, das Wiederaussetzen vorhandener, jedoch aus dem Zusammenhang gelöster Bestandteile. Neue Integrationselemente müssen erkennbar sein und sollen sich auf das Minimum beschränken, das zur Erhaltung des Bestandes und zur Wiederherstellung des Formzusammenhanges notwendig ist“. Weiter laut Charta [1964]: „Wenn es aus ästhetischen oder technischen Gründen notwendig ist, etwas wiederherzustellen, von dem man nicht weiß, wie es ausgesehen hat, wird sich das ergänzende Werk von der bestehenden Kopie abheben und den Stempel unserer Zeit tragen“. Das bedeutet, dass die wiederhergestellten Objekteile bei der Restaurierung oder Rekonstruktion

- neu und manchmal stilistisch anders gestaltet werden sollten,
- klar von der originalen Substanz unterschieden und abbaufähig sein.

Da diese Formulierungen nicht eindeutig interpretiert werden können, gibt es zahlreiche und jahrelange Diskussionen, inwieweit ein Objekt durch Restaurierung oder Rekonstruktion verändert werden darf und ob die Wiederherstellung generell möglich und nötig ist. Dabei entsteht häufig die Frage, bis zu welchem Grad ein Objekt wiederhergestellt bzw. rekonstruiert werden kann oder darf.

In Nerdinger [2010] wurden zahlreiche Beispiele pro und contra dargestellt. Neben der Kritik sind viele Meinungen und Beispiele vertreten, die trotzdem für die Rekonstruktion sprechen. Dabei wurden auch die Kontexte und Motivationen der Rekonstruktionsbewegungen analysiert. In einigen Fällen ging es um die Wiederherstellung der im Krieg zerstörten Kulturdenkmäler, mit deren Vernichtung die Bevölkerung sich nicht abfinden konnte. In anderen Fällen wurde der Aspekt der „Rekonstruktionen für Freizeit und Konsum“ betrachtet. Als weiteres exemplarisches Beispiel dient die Idee über Kriterien und Voraussetzungen der Rekonstruktion als Entschädigung ungerechter Zerstörung bzw. Vernichtung der Kulturgüter, dargestellt in Blokker [2011].

Mehrere Kontra-Rekonstruktion-Beispiele wurden in Falser [2011] dargestellt. Die Position gegen Rekonstruktionen wurde auch in Hellbrügge [1991] formuliert und begründet. Neben den internationalen gesetzlichen Richtlinien im Denkmalschutz (z.B. UNESCO Welterbe-Konvention, (Charta [1964]) gibt es regionale bzw. staatliche gesetzliche Unterschiede abhängig vom Objektstatus und der Eigentumsverhältnisse.

Ein besonderes Spannungsfeld besteht bei der Wiederherstellung (Wiederaufbau) von kirchlichen Gebäuden und Sakralbauten, die weiter funktionsgerecht als Kirchen für die Durchführung der Liturgien genutzt werden. In diesem Fall kann solch ein Objekt nicht nur als zu musealisieren- des Denkmal betrachtet, sondern als

- funktionsfähiges Nutzobjekt, das den bauingenieurtechnischen Anforderungen entsprechen soll;
- sakrales Objekt, dessen Wiederherstellung gesellschaftliche Bedeutung hat sowie emotionalen, ästhetischen und religiösen Zielen dient.

Eines der kontrovers diskutierten Beispiele dazu ist die Wiederherstellung der Frauenkirche in Dresden, die durch die Bürgerinitiative „Ruf aus Dresden“ von 13. Februar 1990 wiederaufgebaut wurde. In diesem Kontext kann auf den Punkt 3.7 der Ethischen Richtlinien für Museen von ICOM hingewiesen werden, in dem „Gegenständen von religiöser Bedeutung ... den Interessen und Glaubensgrundsätzen der gesellschaftlichen, ethnischen oder religiösen Gruppen, denen die Objekte zugeordnet werden, Rechnung tragen müssen“. Die Kirche wurde aus historischen Plänen und Grundrissen wiederhergestellt. Viele Materialien, wie Aufmaße und Photographien, wurden

bei der Durchführung der Sanierungsmaßnahmen im 19. und 20. Jahrhundert erhalten. Das Kirchengebäude wurde photogrammetrisch aufgenommen und anhand von gebliebenen Dokumenten und Einzelfundstücken rekonstruiert. Als weiteres Beispiel, das die Spezifikation der Sakralbautenrekonstruktion definiert, dient die Wiederherstellung der im Erdbeben zerstörten Kultgebäude in der nepalesischen Residenzstadt Bhaktapur, beschrieben in Fischer [2010]: „Die Rekonstruktionsarbeiten, die laut den verbindlichen Richtlinien der Charta de Venedig vorgenommen wurden sowie „den Stempel unserer Zeit“ tragen sollten (rekonstruierte Elemente sollen sich durch ihre zeitgenössische Gestalt deutlich von den originalen Artefakten unterscheiden), wurden seitens der Bhaktapurer Bevölkerung als Sakrileg verstanden, weil sie deren kanonischen Vorstellungen und Kulturauffassungen widersprach“. Die beiden Beispiele zeigen spezifische Aspekte der Rekonstruktionsethik im Fall der Sakralbauten, laut denen

- die Wiederherstellung von zerstörten Objekten vertretbar ist und
- die traditionelle Form den religiösen Zielen dient und nicht als „Rekonstruktion im alten Glanz“ verstanden wird.

Die Rekonstruktionskampagne der zerstörten orthodoxen Kirchen im postsowjetischen Raum hatte eigene soziopolitische Gründe, betrachtet in Bartetzky [2017]. Die russischen orthodoxen Kirchen stellen auch einen Fall dar, bei dem die Einhaltung religiöser Baukanons den Restaurierungsprozess steuert sowie die Wiederherstellung der ursprünglichen kanonischen Gestalt der unvollständigen Kirche angestrebt wird.

Laut dem föderalen Gesetzen vom 25.06.2002 Nr. 73 „Über die Objekte des kulturellen Erbes der Völker Russischer Föderation“ ist die Rekonstruktion der Bauobjekte zum Zweck der Wiederherstellung verlorener Architekturumgebung erlaubt. Dafür sprechen auch bereits erwähnte staatliche Initiativen, wie die föderalen Zielprogramme „Kultur der Russischen Föderation“ in 2006-2011, 2012-2018, RusKultusministerium [2018]). Außerdem wird die Rekonstruktion zerstörter oder verlassener Kirchen in Rahmen von Bürger- und Gemeindeinitiativen durchgeführt. Als Beispiel dafür kann die Wiederherstellung der Christ-Erlöser-Kathedrale in Moskau dienen (s. Abb. 1.11).

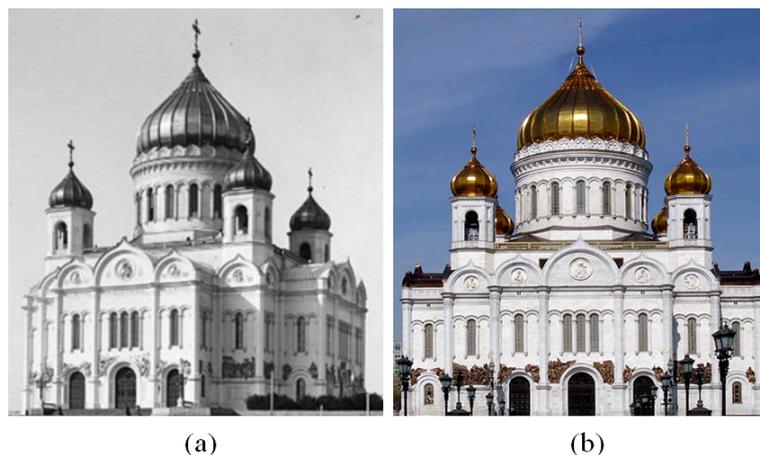


Abbildung 1.11: Rekonstruktion der Christ-Erlöser-Kathedrale in Moskau: *a* – Foto von XIX. Jh. vor der Zerstörung, *b* – aktuelle Aufnahme (Bartetzky [2017], geographyofrussia [2018]).

In diesem Sinne besteht das Restaurierungsziel in der Wiederherstellung der Kirche möglichst nahe zum ursprünglichen Zustand, falls solch eine Möglichkeit existiert. Die gesetzlichen „Regeln zur Rekonstruktion von zerstörten Kirchen und die Bauplanung der neuen Kirchen“ vom 28.12.2017 basieren auf Kesler [2003] und schreiben eine baukanonische Rekonstruktion der Kirchen vor.

Neben den hochwertigen Wiederherstellungsprojekten (z.B. Restaurierung des Triumphbogens in Moskau, UNESCO [2012]) sind auch viele Beispiele einer „radikalen“ Rekonstruktion bekannt, die weit vom Original stehen (s. Abb. 1.12).

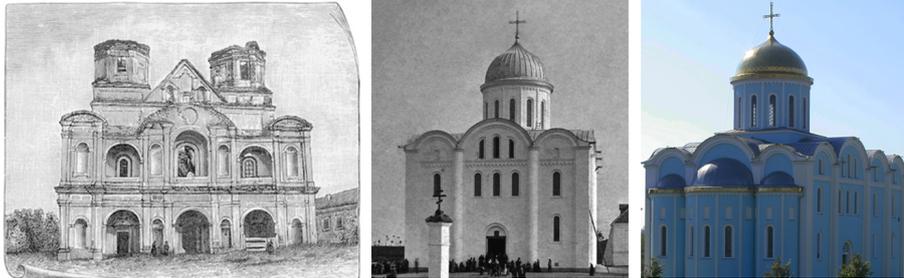


Abbildung 1.12: Beispiel einer radikalen Rekonstruktion Mariä-Himmelfahrt-Kathedrale in Wolodymyr-Wolynskyj (pravenc [2018], archheritage [2018]).

Solche Rekonstruktionen wurden aus denkmalpflegerischer Sicht kritisch angesehen und hatten dabei einen negativen Einfluss auf die Funktionalität des Gebäudes. Als Beispiele können der Einsturz einer pre-mongolischen Kathedrale des Bogolyubskii-Klosters nach dem Umbau in 1722 sowie die Entfernung sehr alter Gänge und Treppentürme nach der Restaurierung der Dmitrii-Kathedrale in Vladimir (1830) genannt werden. Als weiteres Beispiel dient der Umbau der Deutschen Kirche in Jelez (s. Abb. 1.13).



Abbildung 1.13: Umbau der Deutschen Kirche in Jelez (varlamov [2018]).

Bekannt sind auch die Fälle, in denen ein Objekt komplett bis zum Fundament zerstört und anhand von einigen gebliebenen historischen Dokumenten wiederaufgebaut wurde: Mariä-Geburt-Kathedrale in Vladimir (1860) oder Joakim-und-Anna-Kirche in Mozhaysk (1870). Diese Projekte wurden dabei als „Autorenprojekte“ bezeichnet, da die Restauratoren eigene Rekonstruktionshypothese vorgeschlagen haben (Zagraevskii [2015]).

In der Sowjetunion wurde während der Periode des „Chrustschow’schen Tauwetters“ eine Initiative zur Restaurierung einiger (kulturell wertvoller) Kirchen der Pre-Petrine-Zeiten organisiert. Ihr Ziel war allerdings eher die Wiederherstellung der Sakomar-Dächer und weißsteinernen Portale sowie der Tausch der Zwiebelkuppeln durch Helmkuppeln. Die wissenschaftliche Begründung solcher Restaurierungen wird heutzutage sehr intensiv diskutiert (Bartetzky [2017]).

Zu der Zeit wurden nur einzelne Kirchen vollständig entsprechend dem ursprünglichen Zustand und Kanons rekonstruiert (z.B. die Kasaner Kathedrale auf dem Roten Platz in Moskau). In den meisten Fällen ging es eher um die „Wiederherstellung nach Art und Weise...“ sowie um den Aufbau eines ganz neuen Objektes. Die Restaurierung der meisten im XX. Jahrhundert beschädigten Gebäuden wird auch durch die Abwesenheit nötiger Bauaufnahme und Fotodokumentationen erschwert.

Heute ist bei der Realisierung des föderalen Programms „Kultur der Russischen Föderation“ auch die Motivation „Rettet die Kirchen vor Restauratoren“ als roter Faden durch die ganze Wiederherstellungs-Kampagne erkennbar (Russische Patriarchie [2017]).

Als Alternative der realen Rekonstruktion dient eine virtuelle Rekonstruktion. Dabei soll beachtet werden, dass sich das Verständnis und der Anspruch der Restaurierung und Rekonstruktion

in den Epochen verändert haben. In dem Sinne ist die virtuelle Rekonstruktion besonders vorteilhaft, weil sie keine substanziellen Veränderungen im Vergleich zur realen Rekonstruktion erfordert.

Virtuelle Rekonstruktion

Ein besonderes Merkmal des XXI. Jahrhunderts ist die Bildung einer einheitlichen Kognitionsmethodologie, die sowohl für die Human- als auch die Naturwissenschaften relevant ist (Rumyantsev et al. [2012a]). Die Integration von Ideen des Subjektivismus und Relativismus in die Sozialwissenschaften korreliert mit dem naturwissenschaftlichen Wandel in Realitätsrepräsentation von „so wie es ist“ zu ihrer Rekonstruktion entsprechend den Zielen und Möglichkeiten der Objektuntersuchung (Rumyantsev et al. [2012b]). Für die Realitätsrekonstruktion verwendet die heutige Wissenschaft die Methoden der Informationsmodellierung sowohl im naturwissenschaftlichen als auch im geisteswissenschaftlichen Bereich. Ein reiches Spektrum der Modellierungs- und Visualisierungsmittel für die Objektuntersuchung erweitert das Erkenntnispotential der von Forschern generierten Hypothesen, vertieft die Untersuchungsmöglichkeit und verstärkt die Repräsentationsadäquanz realer Objekte. So ist die virtuelle Rekonstruktion ein wichtiger Wissenschaftsbereich geworden, der sich

- der Sicherung der geschichtlichen Ereignisse bzw. des kulturellen Erbes,
- ihrer Aktualisierung sowie
- der Verifikation der aufgestellten Hypothesen (Präzisierung, Prüfung, Generierung von neuen Ideen und Vorstellungen) widmet.

Die Sicherung des kulturellen Erbes gewinnt heutzutage besonders an Bedeutung aufgrund des steigenden Risikos für seinen Erhalt. Virtuelle Rekonstruktion trägt dazu bei, die Kulturgüter durch die Anwendung von modernen Informationstechnologien in Kombination mit Modellierungsmethoden zu digitalisieren.

Die Anwendung der virtuellen 3D-Rekonstruktion ermöglicht, neben den existierenden Auswertungsmethoden von 2D Daten, wesentlich neue wissenschaftliche Daten durch die einheitliche Betrachtung des Objekts im Kontext des Ganzen (Raum und Zeit) zu erhalten. In diesem Fall stellt die virtuelle Rekonstruktion die Integration von Theorie und Praxis dar:

- basierend auf der nachgewiesenen denkmalwissenschaftlichen Befundung und Realisierung eines theoretischen Modells (räumlich, mathematisch usw.) können neue theoretische Ergebnisse entstehen;
- umgekehrt kann ein generiertes Modell auf Lücken in existierenden Technologien und Kenntnissen hinweisen, was einen neuen Zyklus von praktischen Untersuchungen und Entwicklungen initiieren kann. Derzeit gibt es zwei Richtungen, in denen sich die virtuelle Rekonstruktion entwickelt:
- Wenn man die virtuelle Rekonstruktion als Hilfsmittel der Objektuntersuchung versteht, wird ihr Ziel häufig auf die Untersuchung eines einzelnen Objekts fokussiert bzw. als präzise Repräsentation (oder auch Rekonstruktion) des Objekts im 3D-Raum formuliert. Im Weiteren werden solche Ergebnisse für analytische Arbeiten vorgesehen, was eine wesentlich effizientere Vorgehensweise durch eine stärkere visuelle Komponente und einen hohen Informationsgrad ermöglicht. Die digitalen Daten können gleichzeitig an verschiedenen Orten von unterschiedlichen Anwendern angesehen und bearbeitet werden. Außerdem erlauben insbesondere 3D-Modelle die Anwendung von AR/VR-Technologien (Kersten et al. [2018]) sowie die physische Reproduktion (z.B. Ersatzteile, Repliken, 3D-Druck). Als Einzelfall können virtuelle Rekonstruktionen auch in der Ausbildungstätigkeit verwendet werden, z.B. für

Vergleichsstudien, Fallbeispiele usw., ohne dass das Objekt real vor Ort besichtigt werden muss (Hoppe & Breitling [2016], Jahn et al. [2016]).

- Die zweite Richtung verweist auf globalere Aspekte mit übergeordneten Zielen. In diesem Fall wird die virtuelle Rekonstruktion als selbstständiges wissenschaftliches Arbeitsgebiet betrachtet. Damit bezeichnet man den Vorgang, bei dem Objektinformationen von einem bestehenden, fertigen und visualisierten Repräsentationssystem extrahiert werden. Anschließend werden Hypothesen und Theorien entwickelt sowie Experimente für ihre Verifikation durchgeführt. Während der Untersuchung wird das Ergebnis der virtuellen Rekonstruktion gemäß den neu erhaltenen Objektinformationen verändert, was eine höhere Annäherung zur Realität liefert. Moor [2012] befürwortet, dass die virtuelle Rekonstruktion als Verifizierungsinstrument dienen soll, das die Glaubwürdigkeit einer Theorie bzw. Hypothese relativ zu

- Raum und Lage,
- Zeit und
- Technologienniveau

im Kontext von Objekten des kulturellen Erbes prüft.

Die virtuelle Rekonstruktion eröffnet mehrere Möglichkeiten der Objektuntersuchung und Hypothesenentwicklung, bevor befundbasierte und kostenaufwändige Restaurierungsmaßnahmen vorgenommen werden. In einigen Fällen kann die wissensbasierte virtuelle Rekonstruktion näher zu einem originalen Zustand sein, wenn ein objektiver statistischer Ansatz verwendet werden kann.

1.4 Stand der Forschung

Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren basiert auf einigen grundlegenden Aspekten der Punktwolkenverarbeitung, die eng miteinander verbunden sind und in der Literaturübersicht ausführlich dargestellt werden, und zwar:

- Segmentierung von Punktwolken,
- Formerkennung und Merkmalextraktion,
- Rekonstruktion aus Punktwolken,
- Modellierung aus Punktwolken.

Neben den Prozessierungsmethoden werden in diesem Abschnitt einige allgemeine Aspekte zur Erfassung von 3D-Punktwolken betrachtet, insbesondere physikalische Grundlagen, Qualität der entstandenen Daten sowie Einflussfaktoren auf die Messgrößen.

1.4.1 Segmentierung von Punktwolken

Laut dem Abs. 1.2.3 unterscheidet man geometrische und semantische Segmentierung. Dieser Abschnitt stellt die Methodenklassifikation der geometrischen Segmentierung dar, semantische Segmentierung wird dabei separat behandelt.

Klassifikation von Segmentierungsmethoden

Die geometrischen Segmentierungsaufgaben sind häufig sehr eng mit den Aufgaben der Merkmalextraktion, Klassifikation und Clustering verbunden. Als Folge entstehen unterschiedliche Möglichkeiten zur Einteilung von geometrischen Segmentierungsmethoden.

Laut Vo et al. [2015] können die Verfahren der Punktwolkensegmentierung wie folgt aufgeteilt werden:

1. modellbasierte Methoden,
2. Region Growing,
3. Clustering.

Bei der Anwendung von modellbasierten Methoden werden die geometrischen Eigenschaften der Punkte geschätzt. Dabei müssen die Punkte die Kriterien eines best-angepassten parametrischen Modells (Fitting) erfüllen. Segmentiert werden dann Einzelobjekte, beispielweise die geometrischen Primitive (Schnabel et al. [2007], Vo et al. [2015], Rabbani et al. [2006], Vosselman et al. [2004], Vosselman [2013]). Aus Sicht der Autorin dieser Arbeit gehören diese Methoden zu den Merkmal- und Formerkennungsmethoden und werden detailliert im Abs. 1.4.2 betrachtet.

Bei Region Growing wird untersucht, ob die Punkte anhand von unterschiedlichen Kriterien zu homogenen Regionen gehören. Zuerst werden die initialen Punkte als Anfangsregion (seeds) definiert, worauf die Nachbarschaftspunkte dann iterativ mit dieser Region verglichen werden. Als Kriterien könnten dabei u.a. die Glätte der Oberfläche (Rabbani et al. [2006]), Konsistenz von Normalvektoren (Tovari & Pfeifer [2005]) oder Krümmung (Nurunnabi et al. [2012]) dienen.

Beim Clustering wird die Nähe und Ähnlichkeit der Punkte in der Nachbarschaft ohne Anwendung von Anfangsregionen geschätzt. Häufig werden folgende Clustering-Algorithmen verwendet: k-means (Morsdorf et al. [2003], Chehata et al. [2008], Sampath & Shan [2006], Sampath & Shan [2008], mean-shift Comaniciu & Meer [2002]), connected relations (Stein et al. [2014]), fuzzy clustering (Biosca & Lerma [2008]) und pairwise linkage (Lu et al. [2016]).

In Wang & Shan [2009] wird eine andere Einteilung der existierenden Segmentierungsstrategien präsentiert. Die Methoden werden in zwei große Gruppen aufgeteilt:

1. „part-type“,
2. „patch-type“.

Die „part-type“-Segmentierung basiert auf der Extraktion von visuell vollständigen geometrischen Objekten oder geometrischen Primitiven (Ebene, Kugel usw.). Bei der „patch-type“-Segmentierung wird die Punktwolke in homogene Bereiche aufgeteilt. Die Gruppierung von Elementen in eine übergeordnete und hierarchisch höhere Struktur (z.B. Punkte in homogene Regionen, Regionen in Objekte) basiert auf folgende Prinzipien, formuliert in Richtsfeld et al. [2014], Xu et al. [2017]:

1. Nähe,
2. Ähnlichkeit,
3. Kontinuität.

Die beschriebenen Segmentierungsmethoden verwenden die mathematischen Lösungsmethoden, die im nächsten Abschnitt ausführlich dargestellt werden (s. Abs. 1.4.1).

Mathematische Lösungsmethoden und Algorithmen zur Segmentierung

Beim Betrachten der üblichen mathematischen Lösungsmethoden zur Segmentierung kann man zwei Gruppen von Aufgaben definieren:

- Detektion und Extraktion von Segmentgrenzen,
- Verbindung der Punkte in ein Segment.

Die Gruppierungsprinzipien zur Verbindung von Punkten in ein Segment wurden teilweise im Abschnitt 1.4.1 und in Richtsfeld et al. [2014] betrachtet, die geometrischen Beziehungen zwischen den Objektkomponenten wurden in Förstner [1994], Brunn et al. [1996] geschätzt. Auf diesen Prinzipien basiert die mathematische Lösungsmethode zum Region Growing (Wang & Shan [2009]), die im Kontext von Punktwolken häufig als Surface Growing formuliert wird. Häufig werden beim Surface Growing zuerst ebene Regionen extrahiert und anschließend die restlichen Regionen betrachtet (Gorte [2002], Rabbani et al. [2006], Lee & Schenk [2002]). Zur Schätzung der Homogenität von Punkten in nicht-ebenen Regionen können der Abstand von benachbarten Punkten, Krümmung der Oberfläche oder Berechnung der Oberflächennormale dienen (Rabbani et al. [2006]). Diese Methodik eignet sich zur Laserscanner-Datenverarbeitung aufgrund ihrer einfachen Anwendung sowie des geringen Rechenaufwands. Im beliebigen 3D-Raum mit frei verteilten 3D-Punkten ist die Suche nach Nachbarn sehr aufwändig. Problematisch kann auch die Auswahl der initialen Zellen sein, die zu verschiedenen Segmentierungsergebnissen führen kann. Typische Verfahren zur Extraktion von Segmentengrenzen sind:

- Kantendetektion (edge detection),
- Graphpartitionierung (graph partitioning),
- Raumpartitionierung (space partitioning).

Bei der Kantendetektion in Punktwolken werden die LIDAR-Daten in ein Distanzbild (Range Image) konvertiert und mit bekannten Bildverarbeitungsmethoden analysiert. Die Kanten werden dann mithilfe von unterschiedlichen Kantendetektoren extrahiert, z.B. Sobel- und Canny-Operatoren (Heath et al. [1998]). In Sappa & Devy [2001] wird eine binäre Kantenabbildung (binary edge map) basierend auf einer Scanline-Approximation generiert und daraus Kanten detektiert. Obwohl solche Verfahren eine breite Anwendung insbesondere in der Bildverarbeitung gefunden haben, bringt ihre Anwendung für Punktwolken einige Nachteile:

- Durch die Interpolation der Punktwolken bei der Konvertierung in ein Range Image können einige Informationen verloren gehen. Dieses Problem wurde ausführlich in El-Ashmawy & Shaker [2014] diskutiert.
- Im Fall von überlappenden LIDAR-Daten, z.B. bei mehrschichtigen Dächern, werden die Kanten häufig falsch erkannt.

Die Grundidee der Graphpartitionierung basiert auf der Schätzung von Beziehungen zwischen den Punkten aus unterschiedlichen Segmenten. Die Informationen werden als attributiver Graph organisiert, in dem die Knoten die einzelnen Punkte lokaler Nachbarschaft und die Kanten ihre Verbindung darstellen. Die Grenze zwischen den Segmenten wird an der schwächsten Verbindung zwischen den Punkten liegen. Beispielweise könnte als „schwach“ die Verbindung mit einem größeren Abstand zwischen Punkten dienen. Jede Kante hat ein eigenes Gewicht, das bei der Extraktion von Grenzen analysiert wird. Häufig werden Methoden wie „normalized cut“ (Wang & Chu [2008]), „min-cut“ (Ural & Shan [2016], Golovinskiy & Funkhouser [2009]), „minimum spanning tree“ (Geetha & Rakendu [2014]) verwendet. Bei der Raumpartitionierung geht es um die Aufteilung des Raumes für die Lokalisierung eines Objektes bzw. Objektteiles. Als Objekte können folgende Strukturen dienen:

- Bounding Boxen (O’Rourke [1985]),
- Voxel und Supervoxel (Papon et al. [2013], Tian et al. [2015], Xu et al. [2017]).

Diese Methoden nutzen häufig

- baumbasierte Strukturen zur Raumteilung, wie

- kd-Tree (Teutsch et al. [2011]),
- Octree (Sindram et al. [2016], Yan et al. [2016]),
- Cell-Decomposition-Methode (Haala et al. [2007], Kada & McKinley [2009], Orthuber & Avbelj [2015]).

Standardmäßig verwendet man für die Raumaufteilung Voxel- und Supervoxel-Strukturen (Polyeder mit komplexerer Struktur im Vergleich zu Voxel). Die gleichzeitige Anwendung von Voxel und Supervoxel sowie die Kombination von Graph- und Raumpartitionierungsmethoden wird in Xu et al. [2017] behandelt.

Die Segmentierung mittels Bounding Boxen tritt relativ selten auf, da man mit einer Bounding Box häufig die ganze Punktwolke und nicht ihre einzelnen Teile begrenzt.

In der Literatur werden auch andere Strukturen zur Raumaufteilung diskutiert, z.B. Hyperebenen (Chauve et al. [2010]), die jedoch nicht als etablierte Verfahren in der Punktwolkenverarbeitung angesehen werden können.

Semantische Segmentierung

Bei der Punktwolkenanalyse besteht häufig der Bedarf, die extrahierten Segmente zu klassifizieren und ihre Semantik (s. Kap. 2, Abs. 2.2) zu bestimmen. In der Literatur wird dies in der Regel unter dem Begriff „Semantische Segmentierung“ zusammengefasst.

Der Ablauf der semantischen Segmentierung schließt üblicherweise folgende Komponenten ein:

- segmentierte Punktwolke,
- Datensätze von unterschiedlichen Szenen,
- Algorithmus zur Klassifikation.

Ausgehend von definierten Segmentierungsaufgaben werden Datenbanken aufgebaut, deren Datensätze zum Lernen eines automatischen Systems dienen. Mithilfe dieser Datensätze können die extrahierten Segmente klassifiziert werden. Die Datenbanken enthalten hierarchisch strukturierte Komponenten in Form von Bildern oder Punktwolken und können sowohl allgemein (ImageNet, Pascal VOC, Marmanis et al. [2016], ModelNet10, Poux et al. [2018]), als auch spezialisiert sein. Als Beispiel kann die Anwendung von eTRIMS und LabelMeFacade- Datensätze für die semantische Segmentierung von Architektur- und Fassadenelementen genannt werden (Li & Yang [2016]). Die Informationen über die Objekte werden unterschiedlich repräsentiert. Das Wissen wird in Form von Graphen und semantischen Netzwerken, Frames oder mithilfe formaler Grammatiken modelliert (Truong [2013], Apollonio et al. [2011]).

Zur Klassifikation von Segmenten werden überwachte und unüberwachte Methoden des maschinellen Lernens (machine learning) angewendet, von denen die folgenden Verfahren insbesondere für Punktwolken relevant sind:

- Entscheidungsbäume (decision tree learning), wie Random Forest (Roynard et al. [2016], Riveiro et al. [2016], Hackel et al. [2016]);
- Neuronale Netzwerke (Marmanis et al. [2016]);
- Support Vector Machines (Manandhar et al. [2016]);
- Clustering (s. Abs. 1.4.1);
- Learning Classifier System mit Anwendung von unterschiedlichen Klassifikatoren (Niemeyer et al. [2016], Roggero [2001], Filin [2002], Yastikli & Cetin [2016], Truong et al. [2013], Weinshall & Golbert [2013], Tutzauer & Haala [2015]);
- Probabilistische Netzwerke in Form von

- Markov-Feldern (Anand et al. [2013]) und Conditional Random Fields (Niemeyer et al. [2016], Xiong & Huber [2010]),
- Bayes-Netzen (Kang et al. [2017], Srivastava & Jermyn [2009]).
- Angehörigkeit von einzeln extrahierten Strukturen zu einem Objekt Xu et al. [2017]

Als Beispiele von möglichen Klassifikationsergebnissen aus Punktwolken können genannt werden:

- Änderungsdetektion,
- Extraktion von „Boden“ und „Nicht-Boden“ Punkten (Niemeyer et al. [2016], Roggero [2001]),
- Klassifikation von Gebäuden und Vegetation (Filin [2002], Yastikli & Cetin [2016]),
- Klassifikation von Fassadenelementen (Tutzauer & Haala [2015]),
- Klassifikation von Objekten spezifischer Szenen, wie Büro- und Hausumgebung (Anand et al. [2013]),
- Angehörigkeit von einzeln extrahierten Strukturen zu einem Objekt (Xu et al. [2017]).

1.4.2 Formerkennung und Merkmalextraktion von Punktwolken

Die Formerkennung dient als Basis für die Beschreibung des gesamten Objektes. Der Formerkennungsprozess startet mit der Extraktion von Merkmalen, die grundsätzlich in zwei größere Gruppen gegliedert werden können:

1. low-level Merkmale,
2. high-level Merkmale.

Die low-level Merkmale werden durch die kleineren Details eines digitalen Bildes gebildet, wie Punkte und Linien. Die Extraktion solcher Merkmale ist auch für Punktwolken relevant, da diese Merkmale entweder in den einzelnen Scans, in den Intensitätsbildern oder bei der Konvertierung der 3D-Punktwolke in dem 2D-Raum gefunden werden können (Weinmann et al. [2017]). Aus Punktwolken können folgende Typen von low-level-Merkmalen extrahiert werden:

- Merkmalspunkte, auch als kritische Punkte bezeichnet (Demarsin et al. [2007], Gumhold et al. [2001], Weber et al. [2010], Weinkauff & Günther. [2009]);
- Bruchkanten (Demarsin et al. [2007], Hildebrand et al. [2005], Hubeli & Gross [2001], Pauly et al. [2003]);
- Polygone (Hildebrand et al. [2005], Kobbelt et al. [2001]).

Merkmalspunkte und Bruchkanten werden häufig mithilfe der Normalenberechnung bzw. Schätzung des Winkels zwischen den Normalen extrahiert (z.B. Demarsin et al. [2007], Hildebrand et al. [2005], Hubeli & Gross [2001]). Polygone entstehen bei der Punktwolkentriangulation (Kobbelt et al. [2001]). Anhand von low-level-Merkmalen werden dann die hierarchisch höheren Strukturen (high-level-Merkmale) erkannt, wie z.B.

- linienbasierte Objekte (Geraden, Kurven),
- flächenhafte Objekte (geometrische Primitive und Freiformflächen).

Die Formerkennungsmethoden arbeiten im Wesentlichen mit den high-level-Merkmalen. Bei der Formerkennung handelt es sich um die Rückführung der Parameter, die diese Form beschreiben. Für die Bestimmung der Objektparameter werden folgende Verfahren verwendet:

- RANSAC,
- Hough Transformation,
- Methode der kleinsten Quadrate (Least Squares Fitting).

RANSAC

Die RANSAC-Lösung besteht in der Parameterschätzung eines Modells anhand von zufällig gewählten Punkten (Fischler & Bolles [1981]). Als Modell dient eine analytisch beschriebene geometrische Form, die zu erkennen ist (z.B. Ebene, Kugel usw.).

Aufgrund verschiedener Vorteile wie

- konzeptuelle Einfachheit,
- Möglichkeit zur Verarbeitung großer Datenmengen,
- Modellfindung bei bis zu 50% von Ausreißern,

wird RANSAC in zahlreichen Anwendungen eingesetzt (Schnabel et al. [2007]). Obwohl der RANSAC-Algorithmus eine robuste Modellschätzung liefert, besitzt er folgende Nachteile:

- Abhängigkeit von der Iterationsanzahl, die bei zu frühem Abbruch zu fehlerhaften Modellparametern führen kann;
- bei komplizierten Objekten (kombiniert aus verschiedenen geometrischen Primitiven) kann ein korrektes Modell nicht immer gefunden werden.

Es gibt unterschiedliche Varianten von RANSAC, wie MSAC (Rusu et al. [2009]), LO-RANSAC (Chum et al. [2003]), R-RANSAC (Chum & Matas [2002]), NAPSAC (Myatt et al. [2002]). Sie stellen im Wesentlichen die Erweiterung der existierenden klassischen Strategie ohne Änderung ihres Grundprinzips dar.

Hough Transformation

Die Hough Transformation ist ein weit verbreitetes Verfahren zur Suche nach geometrischen Primitiven (Hough [1962]). Insbesondere sind das:

- im 2D Raum: Kreise und Geraden (Tuytelaars et al. [1998], Duda & Hart [1972]),
- im 3D Raum: Ebenen, Zylinder, Kugeln und Kegel (Vosselman et al. [2004], Overby et al. [2004], Rabbani & Heuvel [2005]).

Da die Methode alle möglichen diskretisierten Parameterwerte der Objektform berücksichtigt, steigen Rechenaufwand und Speicherbedarf auflösungsabhängig, insbesondere bei der Formerkennung eines komplizierten Objektes, das sich durch mehrere Parameter beschreiben lässt. Daher lässt sich die Methode eher für die Erkennung von geometrischen Primitiven anwenden. So werden die erkannten Elemente häufig für die Rekonstruktion von einfacheren architektonischen und industriellen Objekten verwendet, wie Dächer und Gebäudeprofile (McGlone & Shufelt [1994], Maltezos & Ioannidis [2016], Albers et al. [2016]). Weitere Nachteile der Hough-Transformation sind:

- Fehler bei ungünstiger Auflösung des Hough-Raumes;
- rauschanfällig;
- Kurvenbegrenzungen können ohne zusätzliche Informationen und Datenstrukturen nicht bestimmt werden.

Least-Squares Fitting

Bei der Anwendung der Methode der kleinsten Quadrate handelt es sich um die optimierte Anpassung einer Funktion an die Punktwolke.

Die Suche nach optimalen, best-angepassten parametrischen Kurven und Oberflächen mit der Methode der kleinsten Quadrate wird in Ahn [2004] ausführlich betrachtet und von Liu & Wang [2008] diskutiert. Im Fokus steht die orthogonale Abstandsminimierung, die in drei Gruppen aufgeteilt werden kann:

- abstandbasierte Gauß-Newton-Methode;
- koordinatenbasierte Gauß-Newton-Methode;
- modifizierte Hesse-Approximation, die auch verschiedene Schemata der Geometrieminimierung beherrscht, und zwar:
 - Point Distance Minimization (PDM);
 - Modified Hessian Approximation (oder SDM - Squared Distance Minimization);
 - Generalized Tangent Distance Minimization (GTDM);
 - Curvature Distance Minimization (CDM);
 - Tangent Distance Minimization (TDM).

Durch den Vergleich nach Rechenaufwand und Verwendbarkeit werden in Liu & Wang [2008] folgende Konsequenzen gezogen:

- die meisten Methoden - außer TDM (wegen der Probleme mit mehrdimensionalen parametrischen Objekten) - sind für Kurven- und Oberflächenfitting geeignet;
- für mehrdimensionale Kurven und Oberflächen ist GTDM effizienter im Vergleich zu anderen Methoden;
- TDM und PDM sind effizienter als die anderen Methoden der Hesse-Approximation;
- die koordinatenbasierte Gauß-Newton-Methode ist die am rechenaufwändigste Methode.

Die Methode der kleinsten Quadrate eignet sich gut für die Erkennung von komplizierteren Geometrien, wie B-Spline-Kurven (Wang et al. [2004]) und Freiformflächen (Fleischmann et al. [2005]), ist aber weniger robust relativ zu den Ausreißern im Vergleich zu RANSAC und Hough Transformation.

Andere Formerkennungsmethoden

Neben den o.g. Techniken gibt es weitere Methoden, die ebenfalls Anwendung in der Formerkennung aus Punktwolken gefunden haben. Becker [2005] untersucht die Extraktion der geometrischen Primitive (Ebenen, gerade Linien) unter Nutzung von Methoden der Differentialgeometrie. Die Rückführung der Objektform durch die Extraktion von low-level Merkmalen, wie z.B. Bruchkanten oder kritische Punkte, funktioniert erfolgreich mithilfe von wavelet-basierten Methoden (Jakovljevic et al. [2015], Gorbatsевич & Vizilter [2016], Vizilter [2015]).

Die betrachteten Methoden können sowohl mit Punkten als auch mit der vermaschten Punktwolke arbeiten. Die punktbasierten Methoden arbeiten direkt mit den Punkten und sind von Vermaschungsergebnissen unabhängig. Dagegen verwenden die mesh-basierten Methoden die Oberflächennormalen, die zusätzlich nutzbare Informationen zur Merkmalextraktion liefern. Da die erfassten Punktwolken sehr große Datenmengen produzieren, entsteht ein erheblicher Rechenaufwand bei der Extraktion von Formen aus größeren Szenen. In diesem Fall ist die Einbindung von

Vorwissen über das Objekt für die Lokalisierung des Suchbereiches und die automatische Modellauswahl zur Suche sehr hilfreich. Entsprechende Konzepte wurden beispielweise in Marbs et al. [2012] vorgeschlagen. Als Vorwissen können dann Objektontologie, Dokumentation in IFC-Format und Expertenwissen dienen (Hmida et al. [2012], Truong [2013]).

1.4.3 Rekonstruktion aus Punktwolken

Die Rekonstruktion von Objekten aus Punktwolken kann aus unterschiedlicher Sichtweise betrachtet werden:

- Erstellung der Objektoberfläche mithilfe der Punktwolkenvermaschung bzw. Triangulation;
- Generierung eines Objektes.

Die aktuelle Arbeit befasst sich mit der Wiederherstellung des Objekts bei mangelnden Objektinformationen (z.B. zerstörte Teile) im Kontext der gesamten Szene. Da es hierbei speziell um die Rekonstruktion von zerstörten Sakralbauten geht, liegt die Gebäuderekonstruktion aus Punktwolken im Fokus der folgenden Literaturübersicht. Anhand von Aufnahmeverfahren werden die Gebäude und Gebäudeelemente aus

- Punktwolken aus ALS und Luftbilddaten (Verma et al. [2006], Arefi et al. [2010], Wichmann & Kada [2016], Xiong et al. [2015], Hackel et al. [2016], Nizar et al. [2006], Vanegas et al. [2009], Wang [2013], Maltezos & Ioannidis [2016]);
- Punktwolken von TLS Daten (Brenner [2005], Meouche et al. [2013], Koller & Friedman [2009], Meidow et al. [2016], Rusu et al. [2009])

rekonstruiert. Bei der Rekonstruktion aus luftgestützten Punktwolken handelt es sich in den meisten Fällen um die Rekonstruktion von Dachformen (Verma et al. [2006], Arefi et al. [2010], Wichmann & Kada [2016], Xiong et al. [2015], Nizar et al. [2006], Gorbatshevich & Vizilter [2016], Wang [2013]) und die Approximation der Wände (Fassaden) mithilfe gegebener Grundrissinformationen (Khoshelham [2004], Nguatem et al. [2012]). Daraus entstehen auch komplette 3D-Stadtmodelle. Mithilfe von terrestrischen Punktwolken werden i.d.R. die gesamte Gebäudekonstruktion (Quattrini et al. [2015], Müller et al. [2006]) und die Fassaden (Dehbi et al. [2016], Pu & Vosselman [2009], Tutzauer & Haala [2015]) rekonstruiert. Die automatische Objektrekonstruktion startet häufig mit der Extraktion von einzelnen Merkmalen in der Punktwolke und deren gegenseitiger Konfiguration für die Generierung der gesamten Objektkonstruktion. Die Merkmale sind:

- low-level Merkmale, z.B. Bruchkanten (Nizar et al. [2006], Arefi et al. [2010]) oder Facetten (Goebbels & Pohle-Fröhlich [2016]);
- high-level Merkmale, die mit den üblichen Formerkennungstechniken extrahiert werden, die in Abs. 1.4.2 zusammengefasst wurden. Kombiniert werden die Merkmale mithilfe unterschiedlicher Regeln und Methoden, wie:
 - Formale Grammatiken basierend auf Baukanons und -regeln (Dore & Murphy [2013], Dehbi et al. [2016], Quattrini et al. [2015], Luca et al. [2011], Müller et al. [2006]),
 - Boolesche Regeln (Kada & Wichmann [2013]),
 - modellbasierte Methoden unter der Nutzung von
 - * Modellen des Objekts bzw. von Objektelementen (Nguatem et al. [2013], Huang et al. [2011], Quattrini et al. [2015]);
 - * Methoden der Graphentheorie (Xiong et al. [2015], Meidow et al. [2016], Nizar et al. [2006], Verma et al. [2006], Koller & Friedman [2009], Ruiz-Sarmiento et al. [2015]).

Rekonstruiert werden in den meisten Fällen komplette, nicht zerstörte Gebäude. Die Rekonstruktion von zerstörten Objekten geschieht u.a. im Kontext von verlorenen historischen Architekturprojekten. Da der Wiederaufbau von zerstörten Objekten aus ethischen Gründen der Denkmalpflege häufig nicht erwünscht ist (s. Abs. 1.3.3), wird die Rekonstruktion in Form einer digitalen Anastylose durchgeführt, bei der die original enthaltenen Bauteile modellbasiert zusammengeführt werden (s. Abb. 1.14). Falls alle Objektteile enthalten sind, werden sie als „puzzle“ zusammengebaut, wie in Thomas [2010] beschrieben. Falls nicht alle Objektteile vorhanden sind, werden die original enthaltenen Teile in ein aufgebautes Modell integriert, wie es von Quattrini et al. [2016] vorgeschlagen wurde. In beiden Fällen wird ein einheitliches strenges Modell verwendet, das als Prototyp bezeichnet wird und keine Variationen impliziert. Im ersten Beispiel können alle enthaltenen Teile automatisch mithilfe der „puzzle solving“-Methoden zusammengestellt werden (Goldberg et al. [2004], Thomas [2010]), ansonsten wird ein Modell manuell anhand der Analyse von Baukanons und -regeln aufgebaut (Quattrini et al. [2016]).

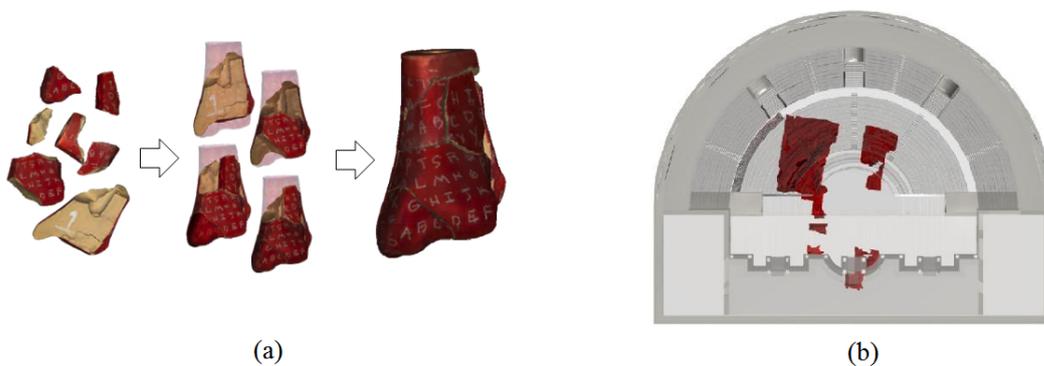


Abbildung 1.14: Rekonstruktionsformen: *a* - Anastylose, Wiederherstellung von allen enthaltenen Objektteilen (Thomas [2010]), *b* - Wiederherstellung von teilweise enthaltenen Objektteilen (grau - Modell, rot - enthaltene originale Bausubstanzen (Quattrini et al. [2016])).

Die Analyse von Bauregeln spielt in der Rekonstruktion von Gebäuden eine entscheidende Rolle. Eine wichtige Frage ist dabei, in welcher Form diese Regeln dargestellt werden.

Die Graph-Repräsentation wird häufig für die Darstellung der Objektstruktur und der Zusammenhänge zwischen seinen Bestandteilen verwendet. Eine breite Anwendung im Bereich der Objektuntersuchung und -rekonstruktion haben die probabilistischen graphischen Modelle (PGM) gefunden. Eine ausführliche Darstellung dazu geben Koller & Friedman [2009]. Die Zusammenhänge zwischen den Objekten in der Szene oder der Objektteile zueinander sind als Graph repräsentiert, der die probabilistischen und semantischen Informationen enthält. Für die Steuerung des Rekonstruktionsprozesses werden häufig solche probabilistische Verfahren angewendet, wie Markov-Zufallfeldern (Brunn [2000]) oder Conditional Random Fields (Lafferty et al. [2001], Ruiz-Sarmiento et al. [2015]), sowie Bayes-Verfahren (Brunn & Weidner [1998]). Eine wichtige Eigenschaft dieser Modelle ist der probabilistische Ansatz, der eine bestimmte Flexibilität bei der Modellauswahl im Vergleich zu anderen Methoden ermöglicht.

1.4.4 Modellierung von Punktwolken im Kontext von BIM und HBIM

Generell dient die Modellierung in der Wissenschaft als Untersuchungsverfahren, das die zu untersuchenden Objekte und deren Eigenschaften mithilfe von Modellen abstrakt darstellt. Im Kontext der 3D-Modellierung von Punktwolken ist damit der Aufbau eines visuellen räumlichen 3D-Modells von einem physischen oder geometrischen Objekt gemeint. Die Modelle von Gebäuden und Bauwerken dienen dann zur Bewirtschaftung von existierenden sowie Planung und Ausführung von projektierten Bauobjekten. Die Methoden zur Modellierung und Bauplanung sowie dazu ent-

sprechende Software bilden einen großen Themenbereich - BIM (Building Information Modelling, Bormann et al. [2015]).

Dabei gibt es unterschiedliche Wege, die geometrischen Strukturen eines Objektes zu repräsentieren. Eine mögliche Einteilung von Formen der Objektrepräsentation ist in Abb. 1.15 dargestellt.

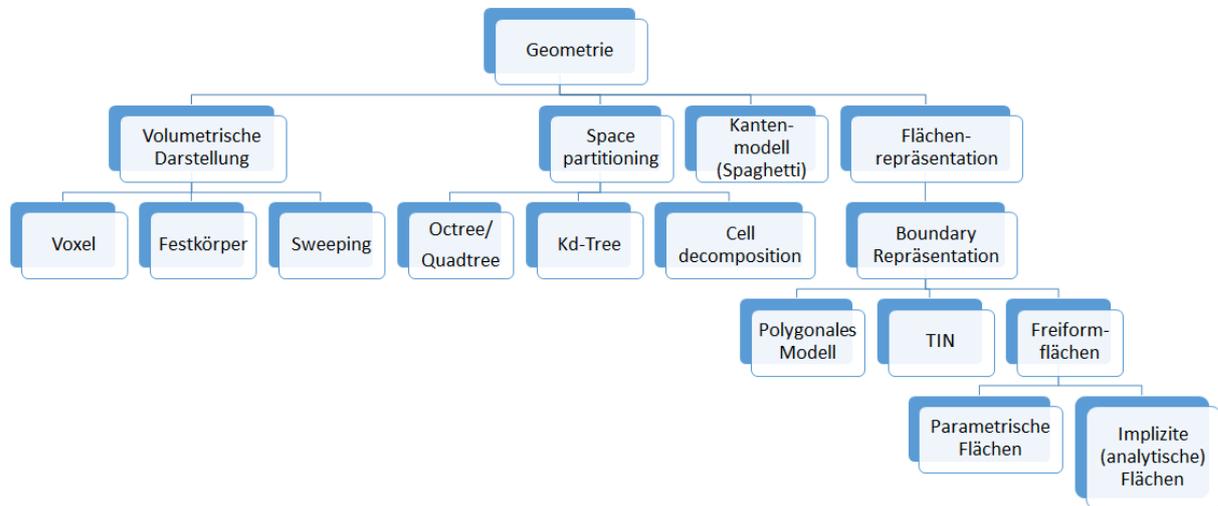


Abbildung 1.15: Repräsentationsformen der Objektgeometrie.

Die TIN-Repräsentation (triangulated irregular network) wird häufig im Kontext der Oberflächenrekonstruktion verwendet. Dabei geht es um die Erstellung einer triangulierten (vermaschten) Oberfläche oder eines Polygonnetzes aus Punkten ohne parametrische Ableitung der Oberflächenform. Geometrisch kompliziertere Oberflächen werden als Freiformflächen definiert und lassen sich mithilfe von NURBS-Oberflächen mathematisch beschreiben und modellieren (Barazzetti et al. [2016]).

Ein alternativer Weg, komplexe Formen darzustellen, ist die Analyse von Profillinien und deren Teilung in geometrisch einfachere Liniestücke, mit denen die einzelnen Objektteile unterschiedlich modelliert werden, z.B. durch Extrusion, Drehung usw. (Canciani et al. [2013]).

Die automatische und semi-automatische Modellierung von Punktwolken ist eng mit der Merkmalextraktion als ein der Rekonstruktion vorhergehender Schritt verbunden (Förstner [2016], Thomson & Boehm [2015]). Mithilfe von extrahierten Strukturen werden beispielsweise automatisch und semi-automatisch LoD2-Gebäude und CityGML-Stadtmodelle generiert. Dabei handelt es sich um die Rekonstruktion von Dächern und Extrusion von Wänden (Goebbels & Pohle-Fröhlich [2016], Kada & Wichmann [2013]).

Die Modellierung von Objekten als Festkörper mithilfe von Solid Modeling Methoden (Extrusion, Drehung, Sweeping) oder Booleschen Operatoren ist ein Standard für CAD-Systeme und benötigt eine üblicherweise manuelle Bearbeitung.

Die Voxel-Repräsentation wird bei der automatischen Modellgenerierung und Objektanalyse von Punktwolken verwendet (Sindram et al. [2016]). Die Größe der Voxel bestimmt die Auflösung bzw. den Präzisionsgrad der Modellierung. Entwickelt wurden automatische und semi-automatische Methoden zur Approximation der Objektvolumina aus der Punktwolke, wie CLOUD2FEM Bitelli et al. [2016], Voluminator Steuer et al. [2015].

Im Kontext von HBIM (Historic oder Heritage Building Information and Modeling) werden spezielle Bibliotheken von historischen Architekturobjekten und deren Formelemente in den Modellierungsprozess involviert. Dore & Murphy [2013] generieren digitale historische Modelle unter Nutzung eines HBIM-Systems (ArchiCAD BIM), das eine Bibliothek parametrisierter Objekte sowie Modellierungstechniken einschließt. Später entwickeln Dore et al. [2015] eine Reihe von Regeln

und Algorithmen für die automatische Kombination parametrisierter Objekte aus der Bibliothek und HBIM-Generierung von Messungsdaten (historische Vermessungsdaten sowie segmentierte Punktwolken und Punktwolkenansichten aus Laserscanning-Daten). Wie oben betrachtet, lassen sich die Objektinformationen aus den Datenbanken und -sätzen semantisch modellieren (Apollonio et al. [2011]).

In vielen Fällen läuft die Objektmodellierung bzw. Visualisierung manuell. Es gibt dazu einige Programmrealisierungen der semi-automatischen Modellierung von architektonischen Formen unter Nutzung von speziell entwickelten Bauteilbibliotheken (Kivilcim & Duran [2016]), wobei die Modellparameter von solchen Elementen anhand von benutzerdefinierten Merkmalen geschätzt werden. Chiabrando et al. [2016] sowie Tommasi et al. [2016] geben eine ausführliche Übersicht zu den existierenden Modellierungstechniken einschließlich Informationstypen, Geometriegenerierung, Modellmanagement und Software für BIM und HBIM.

Heutzutage kann das steigende Interesse an der virtuellen Rekonstruktion (im Kontext von einzelnen Objekten sowie Wissen insgesamt) bestätigt werden. Einerseits resultiert es aus der Aufarbeitung von methodologischen Prinzipien der historischen und archäologischen Erkenntnis, andererseits aus der Tendenz der digitalen Dokumentation, d.h. Sicherung des Status quo und Aktualisierung der Informationen über die Objekte des kulturellen Erbes. Die Visualisierungsprinzipien wurden im Rahmen der Londoner Charta formuliert (Hugh [2012]). Die Londoner Charta für die computergestützte Visualisierung des Kulturerbes wurde als Mittel zur Gewährleistung der Wissenschaftlichkeit von computergestützter Visualisierung konzipiert. Die Visualisierung dient dabei als Instrument zur Erforschung und Vermittlung des Kulturerbes.

Um die kontextübergreifende Relevanz zu erhalten, befasst sich die Charta nur mit methodischen Grundsätzen, die im Kontext der Weiterentwicklung von Technologien oder technischen Normen gültig bleiben. Aus diesem Grund erkennt die Charta die Notwendigkeit detaillierterer, disziplin- und technologiespezifischer Leitlinien zur Durchführung der Digitalisierung an.

Die Wahl der computergestützten Visualisierungsmethode basiert auf der Schätzung eines maximal erfolgreichen Ansatzes zur Erreichung von jedem spezifischen Ziel. Die Dokumentation von einzelnen Schritten und Entscheidungen sollte so veröffentlicht werden, dass die Beziehung zwischen Forschungsquellen, implizitem Wissen, expliziter Argumentation und visualisierungsbasierenden Ergebnissen verstanden werden kann.

So dient die virtuelle Rekonstruktion nicht nur als anschauliches und attraktives Visualisierungsverfahren, sondern auch als Methode der geisteswissenschaftlichen und naturwissenschaftlichen Untersuchung Rumyantsev et al. [2012b]. Einige Beispiele virtueller Rekonstruktion (einschließlich von nicht mehr existierenden Objekten) seien im Folgenden genannt:

- Rome Reborn: als Motivation dieses Projektes dient der Aufbau des Labors für das virtuelle Welterbe (Fischer [2007]). Das Ziel des Projektes ist, die römische Kultur durch Modellierung zu analysieren und besser zu verstehen. Ein Teilprojekt ist ein großes internationales Projekt zwischen USA und Italien, das die virtuelle Rekonstruktion des Römischen Reiches am Anfang der Bronzezeit (ca. 550 v. Chr.) beinhaltet. Die Rekonstruktion umfasst eine digitale Karte mit 250 detaillierten und 6750 schematischen Bauten aus der Zeit (visualisiert in Mental Ray, s. Abb. 1.16).
- Maim et al. [2007] rekonstruieren die Stadt Pompeji. Ein Stadtmodell wird unter der Nutzung von Methoden der prozeduralen Modellierung generiert (beinhaltet semantische Daten wie Landnutzung, Gebäudealter, unterschiedliche Detailgrade). Das entwickelte System simuliert einige Tausend virtueller römischer Gebäude in der damaligen Zeit (s. Abb. 1.17).
- In Russland wird die Forschung in der virtuellen Rekonstruktion durch Forschungsverbände aus Moskau, Sankt-Petersburg, Tambov, Krasnojarsk und Jekaterinburg durchgeführt. Von 2009 bis 2011 hat der Forschungsverbund des humanitären Instituts der Sibirischen Föderalen Universität ein interdisziplinäres Projekt „Aktualisierung des historisch-kulturellen



Abbildung 1.16: Beispiele aus dem Projekt Rome Reborn.



Abbildung 1.17: Virtuelle Rekonstruktion der Stadt Pompeii.

Erbes“ realisiert (Rumyantsev et al. [2012a]). Ziel des Projektes war der Aufbau eines Informationssystems, das die Daten aus historischen, kulturwissenschaftlichen, archäologischen und ethnografischen Untersuchungen über die verschwundenen Objekte des kulturellen Erbes in Sibirien digital zusammenfasst. Als Produkt war die Schaffung einer digitalen interaktiven Datenbank geplant, die auf Text- und visueller Information basiert: Fotografien und 3D-Panoramen, Videodaten, interaktive virtuelle 3D- Rekonstruktionen von vollständig oder teilweise verlorenen Architekturobjekten (s. Abb. 1.18).



Abbildung 1.18: Virtuelle Rekonstruktion einer zerstörten Kirche in Enisejsk (Russland) anhand von Fotos aus 1937.

1.4.5 Bewertung

Anhand der aktuellen Literaturrecherche ist offensichtlich, dass die Rekonstruktion und automatische Objektuntersuchung aus Punktwolken langjährige Forschungsthemen mit einem reichen Spektrum von Methoden sind. Favorisiert wird in den meisten Arbeiten überwiegend die Rekonstruktion von vollständigen Gebäuden. Unvollständige Informationen kommen häufig in Betracht, wenn es um verlorene historische Bauwerke geht.

In unserem Fall geht es jedoch nicht darum, dass die zerstörten Teile noch vorhanden sind, wie in Thomas [2010] beschrieben. Die Vervollständigung von lückenhaften Daten benötigt ein wissensbasiertes Modell, zum Beispiel nach Quattrini et al. [2016]. Wenn jedoch keine Informationen über den originalen Zustand vorhanden sind, ist es außerordentlich kompliziert, ein objektives und vertrauenswürdiges Modell des zerstörten Objektes aufzubauen, das maximal nah dem originalen Zustand dieses Objektes kommt. Insbesondere ist die Rekonstruktion von architektonischen und Kulturobjekten vom menschlichen Einflussfaktor abhängig, was häufig zu sehr subjektiven Ergebnissen führt. Es entsteht daher der Bedarf, den Rekonstruktionsprozess möglichst objektiv zu gestalten. Als eine mögliche Lösung dazu kommt die Anwendung eines statistischen Ansatzes in Frage, der neben der Objektivität auch Aussagen über die Wahrscheinlichkeit der richtigen Entscheidungsfindung ermöglicht.

In diesem Sinne liegt es nahe, die probabilistischen graphischen Modelle (PGM) zur Lösung der aktuellen Rekonstruktionsaufgabe heranzuziehen. Im Kontext dieser Arbeit wird der Graph für die Kirchenrepräsentation ausgewählt (s. Abs. 2.2), da die Graphstruktur eindeutig die gesamte Anordnung der Objektteile sowie die Beziehungen zwischen den Objektteilen darstellt. Aus der Analyse von mehreren Kirchen lassen sich zudem statistische Daten ableiten.

Im Vergleich zu anderen Formen der Wissensrepräsentation (z.B. Frames) überwiegt die Graph-Repräsentation, da sie keine konstanten Parameter des Objekts verwendet. Die formalen Grammatiken Müller et al. [2006] nutzen dagegen Regeln, die in unserem Fall jedoch sehr variabel sind. Außerdem lässt die formale Grammatik keine statistischen Kenngrößen beschreiben. Darüber hinaus ist es generell einfacher von der Graphen-Struktur zu einem probabilistischen Netz zu gelangen.

In der aktuellen Recherche wurde die Vielfalt der verfügbaren Formerkennungsmethoden dargestellt. Diese können wie folgt eingeordnet werden:

1. Unterschiedliche Objekte benötigen unterschiedliche Erkennungsmethoden.
2. Als Folge davon ist eine automatische Auswahl der Formerkennungsmethode hilfreich und erforderlich.
3. Durch die gerichtete und lokalisierte Suche nach den Objekten in einer komplexen Szene wird der Erkennungs- bzw. Suchbereich eingegrenzt, was den Rechenaufwand wesentlich reduzieren kann.
4. Durch die bewertete (stufenweise) Auswahl des Approximationsmodells könnten die existierenden Erkennungsmethoden verbessert werden. Die Suche orientiert sich dann nicht auf alle möglichen Formen, sondern zuerst auf die wahrscheinlichste Bestfit-Form.

In diesem Fall bildet die auf der Graph-Struktur basierte Methode einen geeigneten Weg zur gerichteten Suche und Lokalisierung von einzelnen zu erkennenden Formen.

Die Formerkennungs- und Rekonstruktionsergebnisse sollten als Basis zur automatischen Modellgenerierung dienen, was momentan häufig noch manuell oder semi-automatisch durchgeführt wird.

Die Lokalisierung von einzelnen Bauteilen ist kein trivialer Prozess, wenn sie eine rein geometrische Segmentierung beinhaltet. Da die meisten Bauteile eine komplizierte Kombination aus einzelnen geometrischen Primitiven darstellen, bringt die geometrische Segmentierung allein keinen wesentlichen Gewinn. Bei der Anwendung der o.g. Segmentierungstechniken sollte die Kirchenarchitektur vom Anfang an durch einfachere geometrische Strukturen dargestellt werden (z.B. einzelne Ebenen, Bruchkanten). Dies wäre in diesem Fall jedoch sehr aufwändig, da die orthodoxen Kirchen eine reiche Formenvielfalt besitzen. Die Klassifikation der extrahierten Kirchenelemente wird besonders dadurch erschwert, dass manche Bauteile neben ähnlichen geometrischen Formen auch unterschiedliche funktionale Rollen haben können. Außerdem wurde bisher keine digitale

semantische und ontologische Datenbank für orthodoxe Kirchen gefunden. In diesem Fall ist es sinnvoll, eine bauteilgerechte Segmentierungs- und Klassifizierungsmethode zu entwickeln.

1.5 Beitrag dieser Arbeit

Seit ein bis zwei Jahrzehnten haben sich digitale 3D-Punktwolken zunehmend als Standard für Bestandserfassung etabliert, wobei deren automatisierte Nachbearbeitung (Prozessierung) ein Schwerpunktthema verschiedener Forschungsrichtungen geworden ist. Dabei entwickeln sich die Algorithmen von ursprünglich datengetriebenen Methoden unter Einsatz menschengeführter Steuerung zu wissens- und modellbasierten, teil- und vollautomatisierten Verfahren. Diese konzentrieren sich überwiegend auf die automatische, parametergesteuerte Detektion von Bauteilen (Ebenen, Zylinder, Flächen usw.) mit dem Objekt angepassten Verfahren. Eine weitere Entwicklungsstufe ist dabei die Einbindung von objektorientiertem Vorwissen in die automatische Punktwolkenauswertung, die die Anpassung bzw. automatische Auswahl und Bewertung geeigneter Untersuchungsmethoden ermöglicht. Ein Beispiel dazu ist das Konzept von Marbs et al. [2012] (s. Abs. 1.4.2) das in der Entwicklung einer intelligenten automatisierten Methode der Punktwolkenauswertung unter Einbindung des vorhandenen Objektwissens für die „gezielte, objektorientierte Detektion, Identifizierung und gegebenenfalls Modellierung von komplexen Geometrien und Objekten“ besteht. Der Ansatz ermöglicht es, die Objektdetektion durch die Lokalisierung und Anwendung geeigneter Detektionsmethoden wesentlich zu optimieren.

Ausgehend von der Idee einer objektbasierten Punktwolkeninterpretation, die in dieser Arbeit auch

- eine generelle Verbindung zwischen den numerischen Detektionsmethoden und Objektinformationen und Formalisierung,
- eine automatische Auswahl der Detektionsmethode und
- eine Detektionsoptimierung durch die Lokalisierung des Erkennungsbereiches unter Nutzung von Vorwissen

ermöglicht, ist der hier vorgelegte Ansatz durch folgende Merkmale charakterisiert:

1. Durch die Anwendung des Bayes-Satzes bietet der entwickelte Algorithmus die Möglichkeit, die wahrscheinlichste Position des Objektelementes zu bestimmen, wenn es keine genauen Informationen (CAD, GIS) dazu gibt.
2. Der Algorithmus arbeitet mit unvollständigen Daten und ermöglicht
 - bei der Rekonstruktion des Objektelementes das wahrscheinlichste Näherungsmodell auch bei nicht ausreichenden Erkennungskriterien vorzuschlagen (s. Abb. 1.19) und
 - abwesende (Teil-)Objekte (z.B. stark zerstörte oder mangelhaft aufgenommene Elemente), die Lücken in der Punktwolke bilden und deren ursprüngliche Anwesenheitswahrscheinlichkeit hoch ist, wiederherzustellen und damit
3. das wahrscheinlichste Modell des gesamten Objektes zu generieren.
4. Die Anwendung des Verfahrens hat eine weitreichende Flexibilität in der Modellauswahl bei der lokalisierten Suche, die unter Nutzung statistischer Beziehungen zwischen den Objektelementen sowie Optimierung des Suchprozesses mithilfe des Zellulären Automaten (Rangliste mit Vorschlägen des zu suchenden Modells) erzielt wird.

Weiterhin wird im Kontext des Interpretationsablaufes eine neue Methode der semantischen Segmentierung entwickelt, die auf dem Hashing von Punktwolken basiert. Die Hashing-Operation

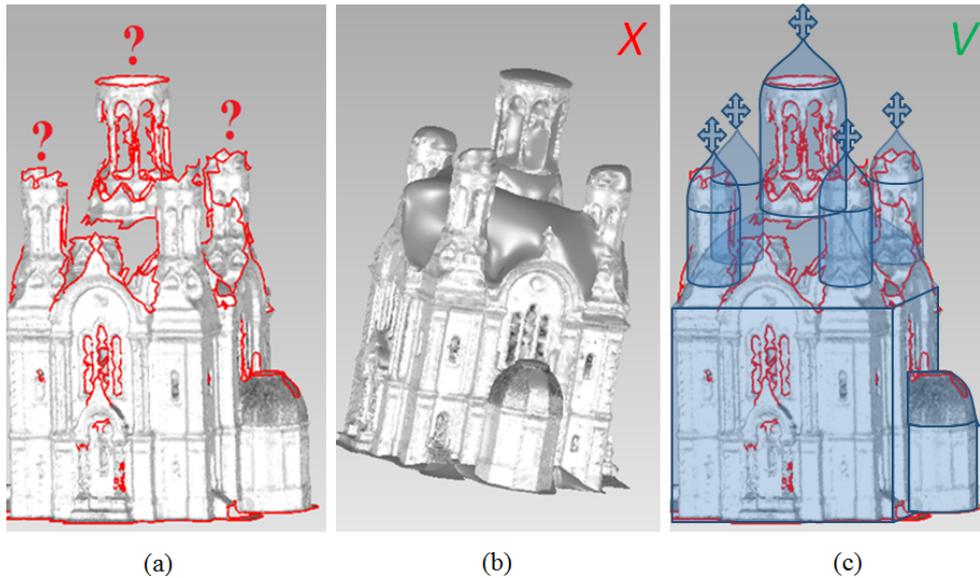


Abbildung 1.19: Beispiele einer inkorrekten und korrekten Objektwiederherstellung bei der automatischen Auswahl des Näherungsmodells: *a* - lückenhafte vermaschte Punktwolke des zu rekonstruierenden Objektes, *b* - Modell mit fehlerhaft geschlossenen Lücken in der Punktwolke, *c* - approximiert Bauteilmodelle der Kirche mithilfe des zu entwickelnden Algorithmus.

wird bisher überwiegend in der Bildverarbeitung verwendet, um z.B. ähnliche Bilder in großen Datensätzen zu suchen. Ihre neue Anwendung für Punktwolken ermöglicht, eine beliebig große Punktwolke bis zu einer vordefinierten Größe zu reduzieren sowie die nötigen Objektinformationen (z.B. wahrscheinliche Position und semantische Rolle der Objektelemente) effizient zu extrahieren.

Da das entwickelte Verfahren die Anwendung unterschiedlicher Detektionsmethoden darstellt, werden beispielhaft Lösungssätze für die objektorientierte Formerkennung entwickelt (z.B. Erkennung der Haupträume oder Kuppelformen) sowie die dazugehörigen Datenbanken aufgebaut.

Das Rekonstruktionskonzept wird in der aktuellen Dissertation entsprechend seinem Ablauf beschrieben, d.h. mathematische Prinzipien und Formalisierung des Objektwissens, Segmentierung der Objektpunktwolke und Darstellung der Detektionsalgorithmen. Für den Test des Verfahrens wird der Schwerpunkt auf die Prozessierung relativ zum Grad der Datenunvollständigkeit (z.B. Zerstörungsgrad des Objektes) sowie der Abweichung von der Objekttypologie gelenkt (s. Kap. 4). Die vorgenommenen Untersuchungen folgen dabei einer gezielten Teststrategie mit ausgewählten Testobjekten, deren Komplexität und Zerstörungsgrad unterschiedlich strukturiert ist. Die Ergebnisse des Verfahrens werden analysiert (Kap. 5) sowie die Verfahrensprinzipien durch eine formale Verifizierung bestätigt (Kap. 5, Abs. 5.2).

2 Entwickelte Methode

2.1 Konzept des Rekonstruktionsalgorithmus

Wie oben bereits ausgeführt, liegt der Fokus dieser Arbeit auf der Entwicklung einer Strategie zur Punktwolkenanalyse und Rekonstruktion von inkompletten Daten durch Realisierung eines automatischen Algorithmus für die geometrische und semantische Erkennung von unterschiedlichen Objekttypen und deren räumlichen Zuordnung zueinander aus der Punktwolke. Die Strategie der Punktwolkenanalyse basiert auf folgenden Schritte:

1. Vorverarbeitung,
2. Segmentierung,
3. Formerkennung einzelner Objektteile und
4. Rekonstruktion (Vervollständigung, Wiederherstellung) der Objektteile und des ganzen Objektes.

Die Idee dieser Strategie beruht auf einer modellbasierten Analyse des zu untersuchenden Objektes und involviert statistische Daten sowie Vorwissen über das Objekt. Damit kann die Methode für solche Objekte angewendet werden, die eine bestimmte Typologie besitzen; als Beispiel dazu dienen die klassischen russischen orthodoxen Kirchen. Die statistischen Daten stammen aus der Analyse von mehreren Kirchen, insbesondere werden

- die Anordnung der Bauteile,
- ihre geometrischen Formen,
- die Häufigkeit einzelner Bauteile und deren Geometrien

betrachtet. Diese Daten werden in einer Datenbank „Statistik“ organisiert (s. Abs. 2.2). Die statistische Analyse ermöglicht es, Aussagen über die Position und geometrische Form eines Bauteiles in der Punktwolke mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit zu treffen. Dieses Wissen hilft dann in der Wiederherstellung fehlender Objektkomponenten und Vervollständigung eines gesamten unvollständigen Objektes.

Die Punktwolke einer Testkirche wird zunächst vorverarbeitet. Dabei handelt es sich um

- Registrierung der Punktwolke;
- Cleaning oder Eliminierung von allen unnötigen Details in der Nähe von der Kirche (z.B. Bäume u.a. Objekte);
- Regularisierung mithilfe von VoxelGrid-Filter für die gleichmäßigere Verteilung der Punkte (ist für die Tambour- und Kuppelformerkennung nötig);
- Orientierung des Altars nach Osten (manuell oder automatisch, wenn zusätzliche Sensoren bei der Aufnahme angewendet wurden).

Der Algorithmus beginnt mit der Punktwolkensegmentierung und Extraktion von Objektkomponenten (Bauteile der Kirchen) in Form von umgebenden Quadern (Bounding Boxes). Die Bounding Box eines kirchlichen Bauteils enthält eine Subregion R_i der Kirchenpunktwolke P . Die Segmentierungsmethode basiert auf der mathematischen Operation Hashing und wird im Abs. 2.3.2 detailliert dargestellt. Das entwickelte Verfahren nutzt dabei auch Vorwissen über die typischen kirchlichen Konstruktionen, deren Informationen in der Datenbank „Hashing“ formuliert werden (s. Abs. 2.3.3). Die beiden Datenbanken „Statistik“ und „Hashing“ sind miteinander gekoppelt.

Im Weiteren erfolgen die Formerkennung und -rekonstruktion (Vervollständigung/ Wiederherstellung) in jeder einzelnen Bounding Box. Dieser Prozess wird mithilfe eines spezifischen zellulären Automaten modelliert, der auf der Bayes-Statistik basiert (s. Abs. 2.4). Die Anwendung des zellulären Automaten ermöglicht automatisch gesteuerte

- Auswahl einer geeigneten Methode zur Formerkennung eines Bauteils;
- Verweis auf eine lokalisierte Subregion R_i der Punktwolke P (Bounding Box), für die diese Methode angewendet werden soll;
- Auswahl des wahrscheinlichsten Modells zur Detektion und Rekonstruktion.

Durch iterative gerichtete Analyse wird ein fehlendes Objekt schrittweise vervollständigt bzw. rekonstruiert. Die rekonstruierten Objektkomponenten werden in Form analytischer Modelle repräsentiert und als triangulierte (vermaschte) Oberfläche im STL-Format gespeichert (s. Kap. 4, Abs. 4.2.2).

Die unterschiedlichen Methoden der Formerkennung wurden bereits im Kap. 1, Abs. 1.4.2 beschrieben. Zusätzlich werden zwei Formerkennungsmethoden- mit wavelet-basierter Erkennung des Hauptraumes und ableitungsbasierter Erkennung von Kuppel und Tambourformen entwickelt (s. Kap. 3). Gezeigt wird, dass eine Methode, die sich für einen Bauteiltyp eignet, für einen anderen Bauteiltyp nicht anwendbar sein kann. Insbesondere wird damit die Richtigkeit der Idee einer automatischen Methodenwahl anhand der Objektform unterstützt.

Das Ablaufschema der Punktwolkenanalyse einer orthodoxen Kirche mit definierten Arbeitsschritten und Methoden ist in Abb. 2.1 dargestellt.

2.2 Objektrepräsentation und Aufbau der Datenbank „Statistik“

Es existieren mehrere Beispiele der visuellen Beschreibungen sowie Handbücher über die architektonischen Gebäudeelemente ausgehend von Vitruvius [2001]. Für russische orthodoxe Kirchen ist das Handbuch „Gebäude, Bauwerke und Architekturkomplex der orthodoxen Kirchen“ der Bauregelordnung SP 31-103-99 (Kesler [2003]) relevant. Die Gebäude sind dort in ihren Makro- und Mikrostrukturen bzw. einzelnen Konstruktionselementen beschrieben.

Die Bezeichnung der räumlichen Hierarchie der Bauteile wurde in vielen Projekten verwendet, z.B. bei der Analyse eines neuen Designs oder schon existierender Gebäudeformen. Als Beispiel der baumstrukturierten Hierarchie für semantische und räumliche Gebäudebeschreibung (Ontologie) kann das MonArch Projekt in Deutschland (Digital Archive for Monumental Buildings) genannt werden, in dem ein adaptierbares Vokabular der Gebäudeteile in der so genannten Partonomie beschrieben ist. Diese Hierarchie wird auf dem web-basierten Benutzerinterface repräsentiert, das im Zusammenhang mit einer relativen Datenbank für die Abspeicherung, Dokumentenabfrage, Metadaten von den Gebäuden, relationalen 2D-Karten und Zeichnungen mit der Verbindung zu den hierarchischen Knoten läuft (Freitag & Schlieder [2009] und Stenzer et al. [2011]).

Die Außenarchitektur der russischen Kirchen ist stark von der Symbolik geprägt, die die kirchlichen Baukanons beeinflusst hat. Die zeitliche Entwicklung der orthodoxen Kirchenbauten hat eine starke Einwirkung durch andere Kulturen und Epochen erlebt. Es gibt unter anderem auffallende

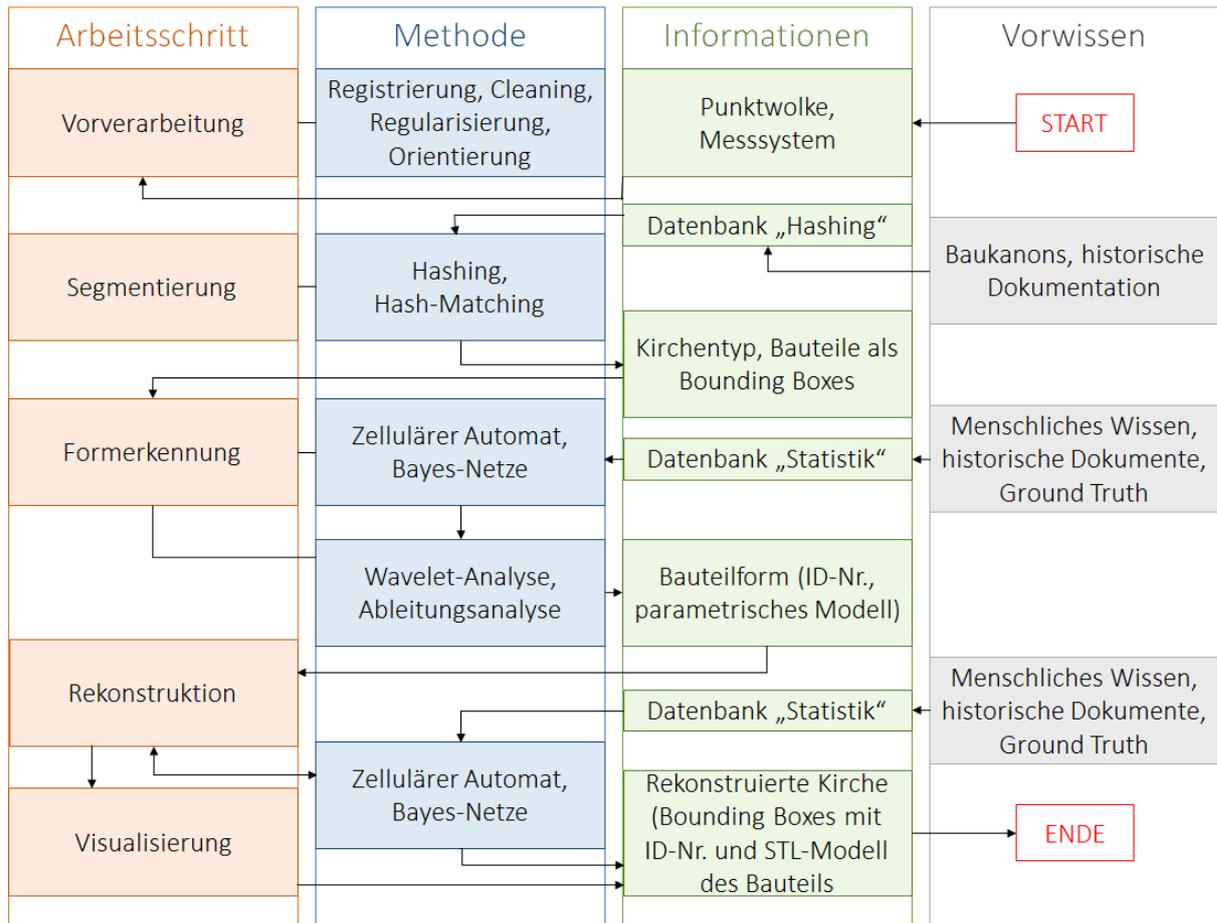


Abbildung 2.1: Ablaufschema des entwickelten Algorithmus (Datenbank „Statistik“ - statistische Datenbank orthodoxer Kirchen mit deren Aufbau, geometrischer Form der Bauteile, Verweis auf analytisches und STL-Modell, s. Abs. 2.2; Datenbank „Hashing“ - Datenbank typischer Kirchenkonstruktionen, s. Abs. 2.3.3).

regionale Unterschiede, die durch die Nachbarschaft anderer religiöser Gemeinschaften verursacht sind. Alle diese Faktoren haben die Kombinationen- und Formenvielfalt der orthodoxen Kirchen bedingt. Ausgehend davon kann man die Bauteilformen der russischen Kirchen klassifizieren. Im Kap. 1, Abs. 1.3.1 wurden ausführlich die typischen Bauteile, deren geometrische Formen, Proportionen und Anordnung betrachtet.

Für die weitere Beschreibung der orthodoxen Kirchen wird eine Klassifikation kirchlicher Bauteile vorgeschlagen. Die Klassifikationstabelle enthält die Bauteile unterschiedlicher geometrischer Formen als Bilder, wobei jedes Bauteil mit einer Identifikationsnummer indexiert ist. Die Daten in der Klassifikationstabelle stammen aus dem Handbuch „Gebäude, Bauwerke und Architekturkomplex der orthodoxen Kirchen“ der Bauregelordnung SP 31-103-99 (Kesler [2003], s. Abb. 2.2).

Die Modellierung von Bauteilen erfolgt durch Digitalisierung, also Neumodellierung in der AutoCAD, von einzelnen Profilen und mithilfe der standardmäßigen Modellierungsverfahren, wie Extrusion, Drehung, Swiping, Anheben usw. (s. Abb. 2.3). Da die Punktwolke weiter zu einer vordefinierten Größe normiert wird (s. Abs. 2.3.2), werden die modellierten Bauteile proportionsgemäß in die vordefinierten Bounding Boxes eingeschrieben (s. Abs. 2.3.4, 2.3.7). Die Größe von Bounding Boxes basiert auf einer normierten 10m Kirche, in der die Proportionsbeziehungen zwischen den Bauteilen anhand Kesler [2003] und Zholtovsky [1955] ausgerechnet wurden. Die analytische Beschreibung von komplexen Geometrien erfolgt empirisch über die Suche nach einer approximierenden Profilkurve mithilfe der Matlab-Software (s. Abs. 3.2.1). Die geometrisch einfachen Bauteile

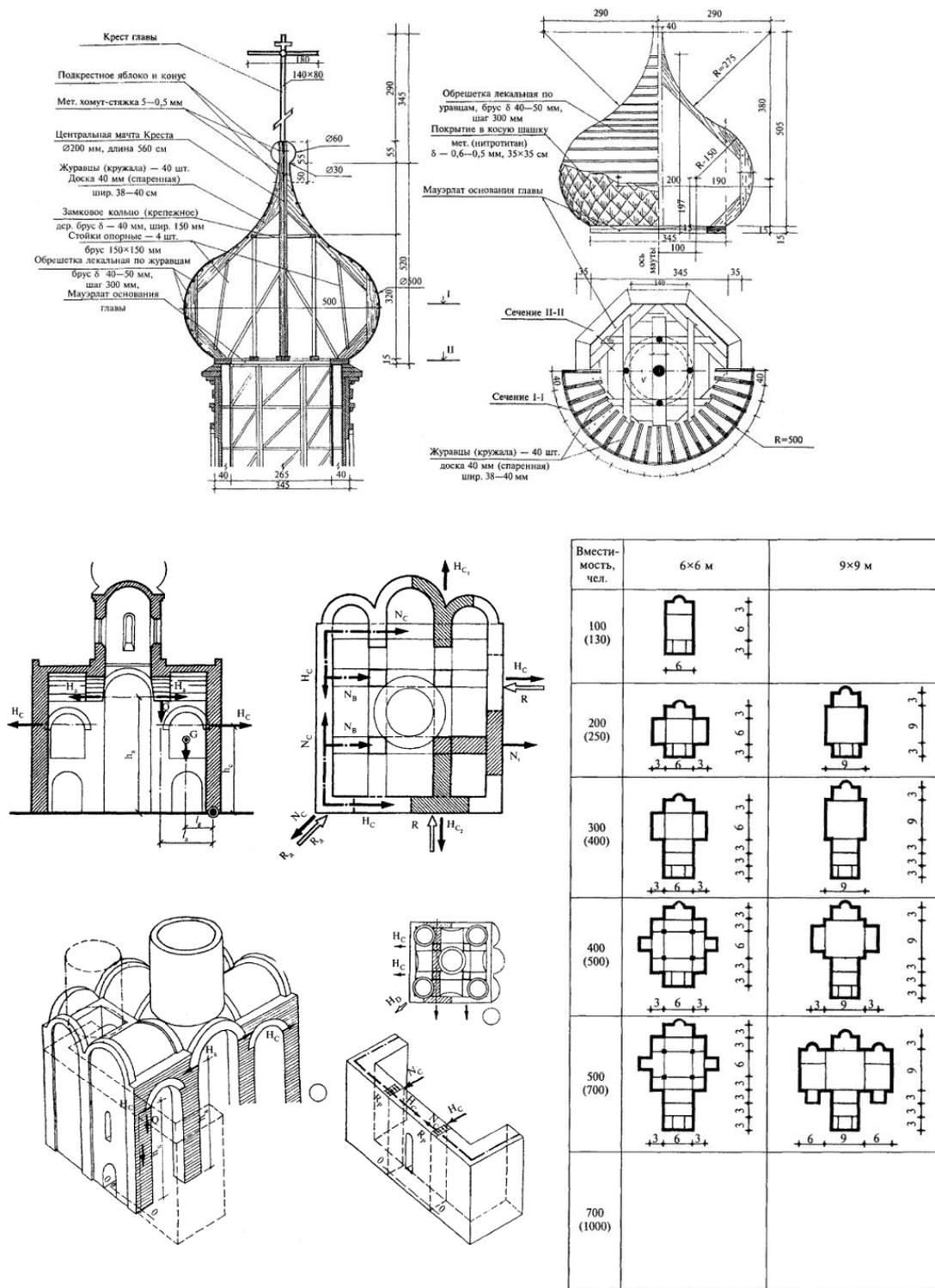


Abbildung 2.2: Auszug vom Buch Bauregelordnung SP 31-103-99 (Kesler [2003], S. 77, 136, 159).

(Hauptraum, Tambour) werden als geometrische Primitive definiert und beschrieben.

Ein Auszug aus der Klassifikationstabelle ist in Tab. 2.1 dargestellt.

Zur Realisierung des Interpretationsalgorithmus und Durchführung der Tests werden die o.g. Bauteile als Festkörper modelliert und als Dreieckszerlegung im STL-Format gespeichert. Einige Bauteile werden analytisch beschrieben und in Form von Punktwolken simuliert (s. Tab. 2.2):

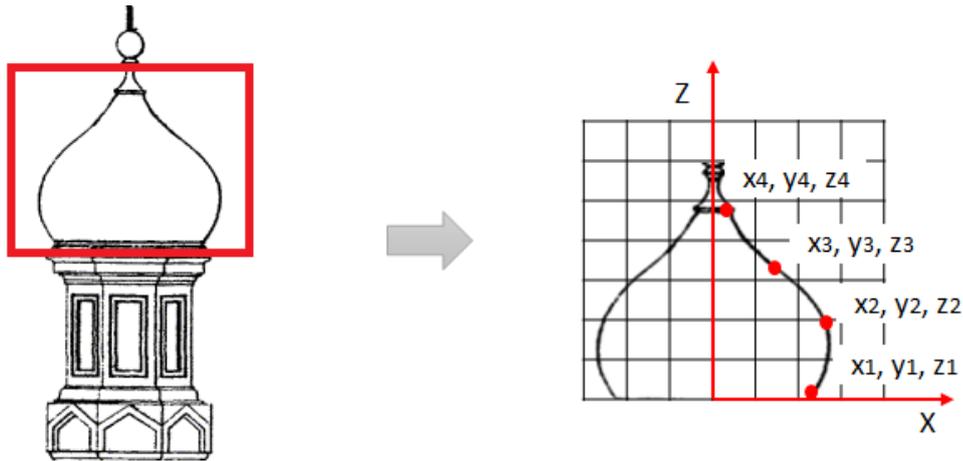


Abbildung 2.3: Modellierung eines Kuppelprofils (Kesler [2003], S. 99).

- Mithilfe der Simulation können mehrere Punktwolken unterschiedlicher orthodoxer Kirchen für die Untersuchungen und Entwicklung spezifischer Formerkennungsmethoden generiert werden;
- Die Kirchensimulation erlaubt das Testen der in der Arbeit entwickelten Algorithmen mit gegebenen Solldaten (Ground Truth);
- Es bietet die Grundlage für die weitere Modellierung und Visualisierung der einzelnen Bauteile sowie der gesamten Kirche.

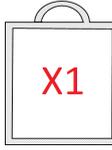
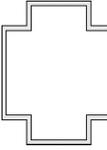
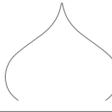
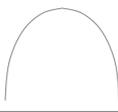
Bauteil	ID	Visuelle Muster mit ID-Nr. der geometrischen Bauteilform		
		1	2	3
Hauptraum	X			
Kuppel	K			
Kreuz	Kr			

Tabelle 2.1: Beispiel der Klassifikationstabelle mit visuellen Mustern und Indexierung der Bauteile (z.B. ID-Nr. X1 bedeutet Hauptraum mit der Formnummer 1).

Anhand der Klassifikationstabelle wird der Aufbau der Kirchen analysiert.

Die klassischen orthodoxen Kirchen werden durch einen Graph repräsentiert, was relativ häufig im Kontext der PGM (Probabilistic Graphical Models, s. Abs. 1.4.3) geschieht.

Der Graph G

$$G = (V; E) \quad (2.1)$$

besteht aus

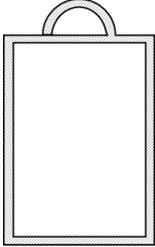
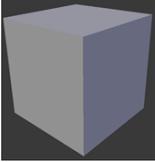
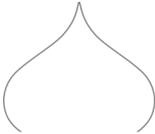
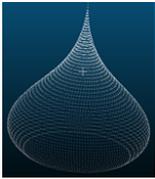
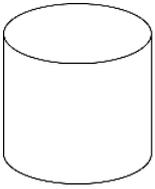
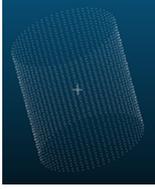
Bauteil	ID	Muster	Analytische Beschreibung	Simulation	STL-Modell
Hauptraum	X		$ x/a + y/b + x/a - y/b = z$ $z = h = const$ Parameter: - Höhe, - Volumen der Punktwolke in X- und Y-Richtungen: a, b .		
Kuppel	K		$f(x) = (ax^2 + bx + c)(x - x_3)^2$ Parameter (Lösungen): - Kuppelbasis $P_0(x_0; y_0)$, - max. Durchmesser $P_1(x_1; y_1)$, - Bruchpunkt $P_2(x_2; y_2)$, - Kuppelhöhe $P_3(x_3; y_3 = 0)$.		
Tambour	TR		$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$ Parameter: - Volumen der Punktwolke in X- und Y-Richtungen: a, b		

Tabelle 2.2: Beispiel einer analytischen und visuellen Modellierung der Bauteile.

- V: Knoten, die die Bauteile mit
 - bestimmter geometrischer Form entsprechend der Klassifikationstabelle,
 - Position im Objekt und
 - Semantik des Bauteils (funktionale Rolle des Bauteils entsprechend seiner Position in der Kirche) identifizieren.

Attributierte Knoten haben zusätzlichen Informationen zu Region und Bauepoche, werden aber nur dann aktiviert, falls entsprechende Informationen vorhanden sind.

Die Bezeichnungen der Knoten ergeben sich aus der Klassifikationstabelle. Beispiel: Knoten „HK 1“ bezeichnet eine Hauptkuppel mit der geometrischen Form Nr. 1 und Position

„zwischen Tambour und Kreuz“, die einer Bounding Box aus der Datenbank „Hashing“ entspricht.

- E: Kanten, die
 - topologische (entsprechen der physischen Anordnung der Bauteile in der Kirche) und
 - Ähnlichkeiten zwischen den Bauteilen ausdrücken (weiter - stilistische Beziehungen bzw. die Bauteile mit ähnlicher funktionaler Rolle und identischen geometrischen Formen, s. Abb. 2.4).

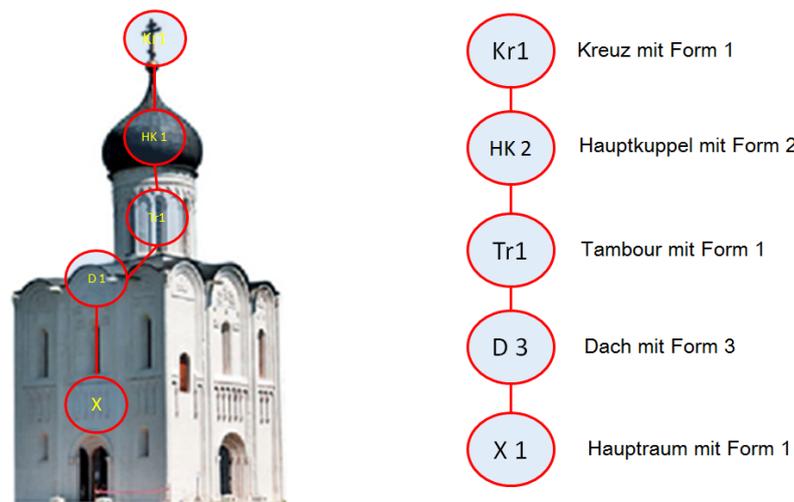


Abbildung 2.4: Darstellung eines Kirchenbaus durch einen Graphen mit Bauteilen als Knoten (IDs - laut Klassifikationstabelle), topologischen und stilistischen Verbindungen als Kanten.

Die Zusammenhänge zwischen den Bauteilen sind in den ID-Nummern enthalten, eine Beziehung zwischen zwei Komponenten bzw. Rolle der Komponente wird durch Klammern und zusätzlichen Buchstaben definiert. Beispiel: K = Kuppel, HK = Hauptkuppel; TR = Tambour, TR(HK) = Tambour unter der Hauptkuppel.

Die Informationen über den Aufbau der Kirche und unterschiedliche Zusammenhänge zwischen den Bauteilen werden in tabellarischer Form als Adjazenz-Matrizen gespeichert (s. Tab. 2.3). Mit „1“ wird eine topologische oder stilistische Beziehung zwischen den Bauteilen bezeichnet, während „0“ keine Beziehung darstellt.

Als Beispiel einer topologischen Beziehung kann die Beziehung zwischen Hauptraum und Dach dienen, die architektonisch direkt aufeinander folgen. Als stilistische Beziehung kann z.B. die Relation zwischen den Nebenkuppeln verwendet werden, die die identischen Formen, Maße und andere äußere Eigenschaften kennzeichnen (s. Abb. 2.5). Im Nachfolgenden werden solche Bauteile als „identische Bauteile“ bezeichnet.

Die Adjazenz-Matrix einer Kirche stellt eine quadratische Matrix mit 0 (keine Beziehungen mit sich selbst) auf der Hauptdiagonale dar.

Für die spätere Ableitung statistischer Daten sowie die Datenspeicherung wurde eine Datenbank mit ca. 300 Kirchen entwickelt (weiter als Datenbank „Statistik“ bezeichnet). Betrachtet wurden nur komplette (nicht zerstörte) und möglichst wenig veränderte Kirchen.

Die Datenbank enthält folgende Informationen:

- Aufbau der Kirche in Form der Adjazenz-Matrizen (Tabelle) mit:
 - Bauteile mit IDs (entspricht den Knoten im Graph): der Bauteil-ID kennzeichnet

BILD	Kr3	HK2	Tr1	D4	X1	HA1	D2
Kr3	0	1	0	0	0	0	0
HK2	1	0	1	0	0	0	0
Tr1	0	1	0	1	0	0	0
D4	0	0	1	0	1	0	0
X1	0	0	0	1	0	1	0
HA1	0	0	0	0	1	0	1
D2	0	0	0	0	0	1	0

Tabelle 2.3: Beispiel eines Kirchenaufbaus in Form einer Adjazenz-Matrix.

- * die funktionale Rolle des Bauteils,
 - * ihre geometrische Form,
 - * die Position in der Kirche (Koordinaten der Bounding Box),
- Bauepoche und Bauregion (entspricht den Knoten mit zusätzlichen Informationen im Graph);
 - Beziehungen zwischen den Bauteilen kodiert mit „0“ und „1“ (entspricht den Kanten im Graph);
- Verweis auf den modellierten Festkörper und, falls vorhanden, analytische Formel für jedes Bauteil;
 - Verweis auf die entsprechende Bounding Box aus der Datenbank „Hashing“ (s. Abs. 2.3.3).

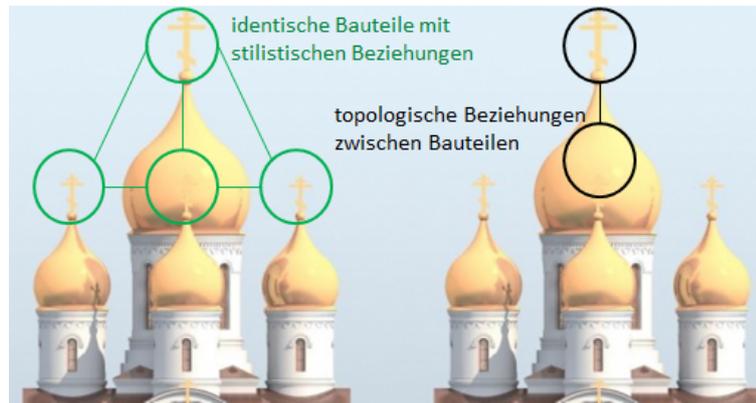


Abbildung 2.5: Beispiele topologischer und stilistischer Beziehungen zwischen den Bauteilen (fedmp [2019]).

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Anwendungsbereich auf klassische orthodoxe Kirchen des ehemaligen Altrusslands mit 50 Bauteilen aufgrund des Bearbeitungsaufwands begrenzt. Diese Anzahl der Bauteile ermöglicht es trotzdem, relativ viele Kirchen zu beschreiben.

Da die Datenbank mehrere unterschiedliche Kirchen enthält, können die statistischen Daten über die Häufigkeit einzelner Bauteile, Bauteilformen sowie gemeinsame Bauteilkombinationen mit entsprechenden Formen abgeleitet werden.

Die Informationen in der Datenbank sowie die davon abgeleitete Statistik dienen als Basis zur Steuerung des Rekonstruktionsprozesses und Erkennung der geometrischen Formen (s. Abs. 2.4.2).

2.3 Hashing für Datenreduktion und Segmentierung

2.3.1 Einführung

Die Interpretation einer Kirchenpunktwolke startet mit der Extraktion der einzelnen Bauteile, die eine bestimmte Position in der Punktwolke haben können. Das wesentliche Problem der Bauteilextraktion besteht in der Parametervielzahl von Objektformen, die häufig durch eine Kombination unterschiedlicher geometrischer Primitive gebildet werden. Weiterhin wird die Bauteilerkennung dadurch erschwert, dass von teilweise zerstörten Objekten bzw. unvollständigen Punktwolken ausgegangen werden muss.

In diesem Abschnitt wird eine Segmentierungsmethode entwickelt, bei der die umgebenden Quader (Bounding Boxes) der Kirchenbauteile automatisch aus der Punktwolke extrahiert werden. Die Idee besteht grundsätzlich darin, eine zu segmentierende Testkirche durch den Vergleich mit den Kirchentypen aus einer vorbereiteten/aufgebauten Datenbank zu klassifizieren und in der zugehörigen Punktwolke klassengemäß die Bounding Boxes der Bauteile zu extrahieren (s. Abb.2.6). Die entwickelte Methode basiert auf der mathematischen Operation „Hashing“, wel-

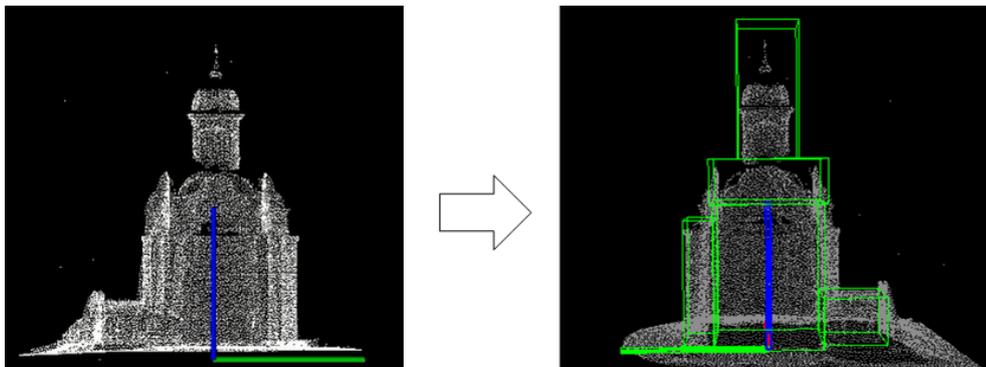


Abbildung 2.6: Extraktion der Bounding Boxes kirchlicher Bauteile aus der Punktwolke.

che die Projektion einer Punktwolke beliebiger Größe in ein Array mit einer vordefinierten Länge (Hash) transformiert (Beispiel in Abb. 2.11). Die Projektion besteht dabei in einer Transformation aller 3D-Punkte in vordefinierte Koordinatenebenen, z.B. die drei Hauptebenen XY , XZ und YZ des 3D-Raums. Die typischen Kirchenkonstruktionen sind ebenfalls als Hashes in der Datenbank gespeichert. Das Matching einer Kirche besteht in der Ähnlichkeitsschätzung zwischen dem Hash der Testkirche und Hashes der typischen Kirchen aus der Datenbank unter Nutzung unterschiedlicher Metriken. Die Ähnlichkeit zwischen der Testkirche (Inputkirche) und den Musterkirchen aus der Datenbank wird in einem Matching-Wert formuliert, der für ähnliche Kirchen maximal sein soll.

Schematisch kann der Segmentierungsprozess gemäß Abb. 2.7 dargestellt werden. Die einzel-



Abbildung 2.7: Schema der Punktwolkensegmentierung und Bauteilextraktion.

nen Schritte sowie die Einflussfaktoren, wie Datenqualität und Messunsicherheit, werden in den folgenden Abschnitten ausführlich erläutert.

2.3.2 Punktwolkenhashing

Hashing ist die Transformation einer großen Eingabemenge (Hash-key) in eine kleinere Zielmenge, Hash (Knuth [1998]). 2D Hashing bzw. 3D (räumliches) Hashing ist eine relativ einfache Operation, die häufig in der Datenstrukturierung, in Partikelsimulationen oder Suchaufgaben verwendet wird. Als Anwendungsbeispiele des räumlichen Hashings dienen:

- Raumpartitionierung für die Untersuchung der Zusammenhänge zwischen unterschiedlichen Objekten in Teschner et al. [2003] oder die Partitionierung in Z-order in Form von „locality sensitive Hashing“ (Kulis & Grauman [2009]);
- Reorganisierung von räumlichen Datenstrukturen (z.B. Punktwolken) in eine kürzere und effizientere Form für die weitere Prozessierung (Han et al. [2012], Lalonde et al. [2007]).

In unserem Fall ermöglicht die Anwendung von Hashing für Punktwolken:

1. Reduktion und sparsame Abspeicherung der Datenmenge, die als wichtige Aufgabe im Kontext von Punktwolken und des Big Data Problems betrachtet werden kann (Liu et al. [2016]);
2. Extraktion der Hauptstrukturen bzw. niedrig-frequenten Komponenten eines kirchlichen Gebäudes aus Sicht der Signalverarbeitung;
3. Schnelle Suche nach ähnlichen Objekten in großen Datenbeständen (s. Abs. 2.3.4).

Die Generierung eines Punktwolken-Hashes geschieht in folgenden Schritten (s. Abb. 2.8):

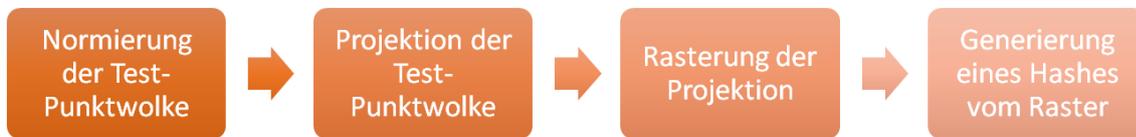


Abbildung 2.8: Schematischer Ablauf der Hash-Generierung.

1. Normierung der Testpunktvolke

Für die einheitliche Betrachtung wird die 3D-Punktwolke einer Testkirche vor der Projektion auf ein vordefiniertes Intervall $[0, \dots, k]$ normiert. Die Bounding Box der ganzen Kirchenpunktwolke mit den Parametern Länge ($l = X_{max} - X_{min}$), Breite ($b = Y_{max} - Y_{min}$) und Höhe ($h = Z_{max} - Z_{min}$) in originalen Einheiten (z.B. in Meter) wird in eine normierte Bounding Box nach einem maximalen Parameter P_{max} (z.B. l , b oder h) proportional eingeschrieben (Abb. 2.9). Der Ursprung der normierten Bounding Box wird im Zentrum im unteren Teil dieser Box an der XY -Ebene festgelegt. Die Koordinaten der Testpunktvolke werden dabei neu unter Berücksichtigung des Skalierungsfaktors s bei der Normierung berechnet:

$$s = \frac{k}{P_{max}} \quad (2.2)$$

mit

s : Skalierungsfaktor bei der Normierung,

P_{max} : maximale Dimension der gesamten Bounding Box.

Für eine anschauliche rechnerische und visuelle Interpretation wird das Intervall $[0, \dots, 10]$ gewählt, das einem metrischen Intervall von 0 bis 10m entspricht.

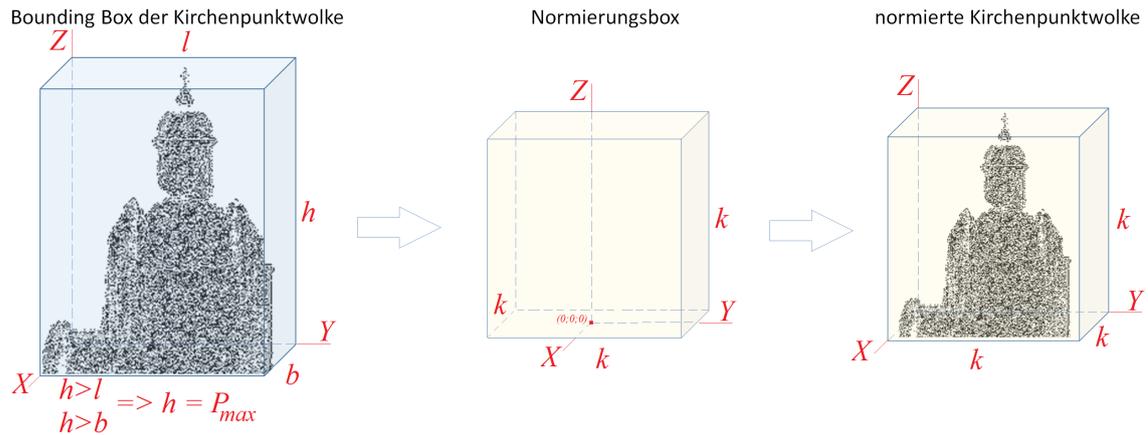


Abbildung 2.9: Normierung der Punktwolke einer Testkirche.

2. Projektion der Testpunktwolke

Die 3D-Punktwolke einer Kirche wird auf drei Zeichnungsebenen projiziert, die der Frontalansicht, Seitensicht und Draufsicht entsprechen und standardmäßig in technischen und Architekturzeichnungen für die vollständige Repräsentation eines räumlichen Objektes genutzt werden. Die Test-Punktwolke gilt dabei als ein „Hash-Key“.

Bei der Punktwolkenprojektion entstehen Punktkonzentrationen, die insbesondere an den Stellen sichtbar sind, wo die großförmigen, senkrecht zur Projektionsebene liegenden Strukturen abgebildet sind. Solche Konzentrationen bzw. Anzahl der Punkte einer einzelnen Raster-Zelle auf der Projektionsebene werden im Weiteren als „Punkthäufigkeit“ H definiert und analog zum Pixelwert aufgefasst (s. Abb. 2.10 - je dunkler die Rasterzellen sind, desto höher ist die Konzentration oder Punkthäufigkeit an dieser Stelle).

3. Rasterung der Punktwolkenprojektionen auf ein Gitter mit vordefinierter Größe

Die projizierte Punktwolke wird auf ein Raster mit einer vordefinierten Größe abgebildet. Die gewählte Rasterung erzeugt dabei einen Informationsverlust bzw. Generalisierungseffekt (Auswählen, Vereinfachung), der für die spätere Segmentierung grober Objektstrukturen gewünscht ist. Die Berechnung einer sinnvollen Rasterauflösung wird im Abs. 4.2.1 hergeleitet. Bei der Rasterung der Punktwolkenprojektion entstehen unterschiedliche Punkthäufigkeiten in den einzelnen Rasterzellen. Für die weiteren einheitlichen Berechnungen wird die Punkthäufigkeit in einzelner Zelle durch eine maximale Punkthäufigkeit im Raster normiert:

$$H_{norm} = H_i / H_{max} \quad (2.3)$$

Solch ein Raster mit normierten Punkthäufigkeiten in allen Zellen wird auch als „grafisches Hash“ oder „Häufigkeits-Hash“ bezeichnet.

4. Hash-Generierung

Aus dem graphischen Hash wird ein Vektor generiert, der aus den aufeinander folgenden Pixelwerten des Rasters entsteht. Die aus den normierten Punkthäufigkeiten abgeleiteten Werte im Vektor sind dann reelle Zahlen (s. Abb 2.11). Der generierte Vektor wird im Folgenden als Punktwolken-Hash oder Hash-Vektor bezeichnet. In dieser Arbeit wird der Ansatz verfolgt, dass keine detaillierte Abbildung für die Klassifikation einer Kirche nötig ist, sondern lediglich die Hauptstrukturen der Kirche (z.B. Wände) und Bauteile, die den Kirchentyp repräsentieren (z.B. Kuppeln, Altarräume

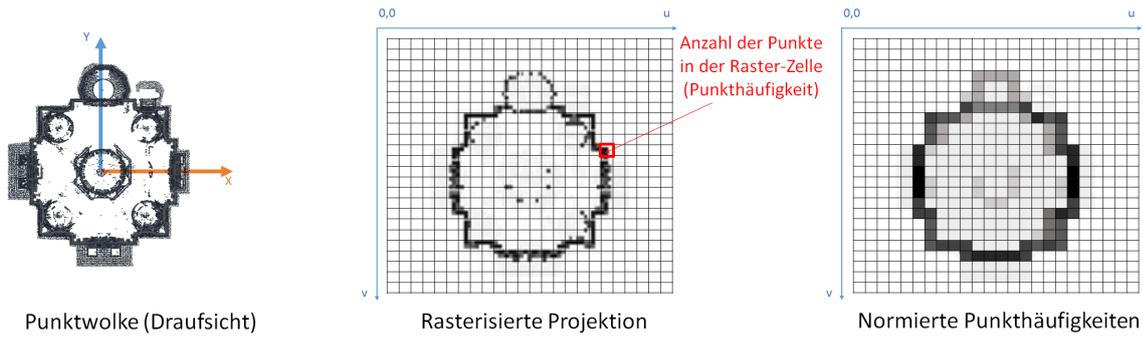


Abbildung 2.10: Generierung eines graphischen Hashes.

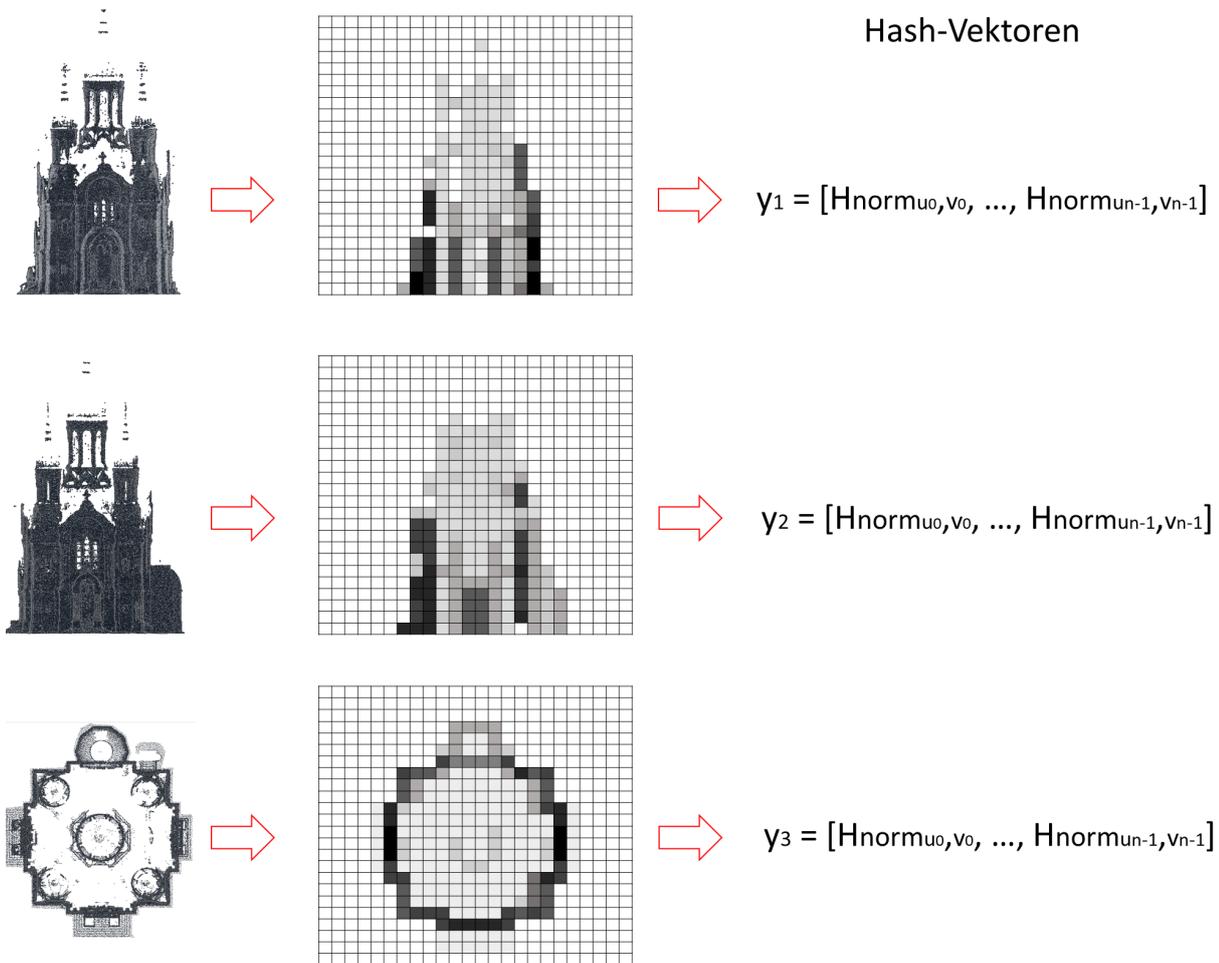


Abbildung 2.11: Generierung eines graphischen Hashes und Hash-Vektors aus der Punktwolke einer orthodoxen Kirche.

und deren Anzahl). Dafür wird eine niedrigere Rastergröße gewählt, die durch die grobe Darstellung der Kirche entsprechende Hauptstrukturen und -bauteile deutlicher macht und kleine Objektstrukturen unterdrückt.

Wie oben beschrieben, wird von einer Raster-Abbildung ein Hash oder Hash-Vektor y generiert, dessen Werte von der Anzahl der Punkte in den Raster-Zellen abhängen (s. Abb. 2.11) und reelle Zahlen darstellen:

$$y = [H_{norm_{u_1,v_1}}, \dots, H_{norm_{u_{n-1},v_{n-1}}}], H_{norm} \in \mathbb{R} \quad (2.4)$$

2.3.3 Aufbau der Datenbank typischer kirchlicher Konstruktionen

Wie im Abschnitt 2.3.1 dargestellt, wird die projizierte Test-Punktwolke mit den Kirchen aus einer Datenbank verglichen, welche die typischen Konstruktionen orthodoxer Kirchen darstellt. Zusätzlich beinhaltet die Datenbank die Koordinaten der Bauteil-Bounding-Boxes.

Für den Aufbau einer solchen Datenbank werden die klassischen Konstruktionen orthodoxer Kirchen betrachtet (s. Kap. 1, Abb. 1.3.1), beschrieben in Kesler [2003].

Die Daten in der Datenbank sind als

1. Graphische Hashes typischer Kirchen (mit 24x24 Rasterauflösung) und
2. Hash-Vektoren dieser Konstruktionen

gespeichert. Der Aufbau eines graphischen Hashes einer Musterkirche aus der Datenbank unterscheidet sich vom Hash-Aufbau einer Input-Kirche durch Folgendes:

- als Grundlage dienen die drei Projektionen der Kirche, die nicht auf der 3D-Punktwolke, sondern auf einer 2D-Zeichnung basieren (s. Abb. 2.12);
- ein graphischer Hash der Musterkirche ist generalisiert und enthält nur die Hauptstrukturen und die für die Klassifikation wichtigen Bauteile, die in schwarz-weiß dargestellt werden (s. Abb. 2.12);
- der resultierende Hash-Vektor x ist ein Ganzzahl-Vektor, deren Werte $W_{u,v}$ entweder 0 oder 1 sind (s. Abb. 2.12):

$$x = [W_{u_1, v_1}, \dots, W_{u_{n-1}, v_{n-1}}], W_{u,v} \in \mathbb{Z} \quad (2.5)$$

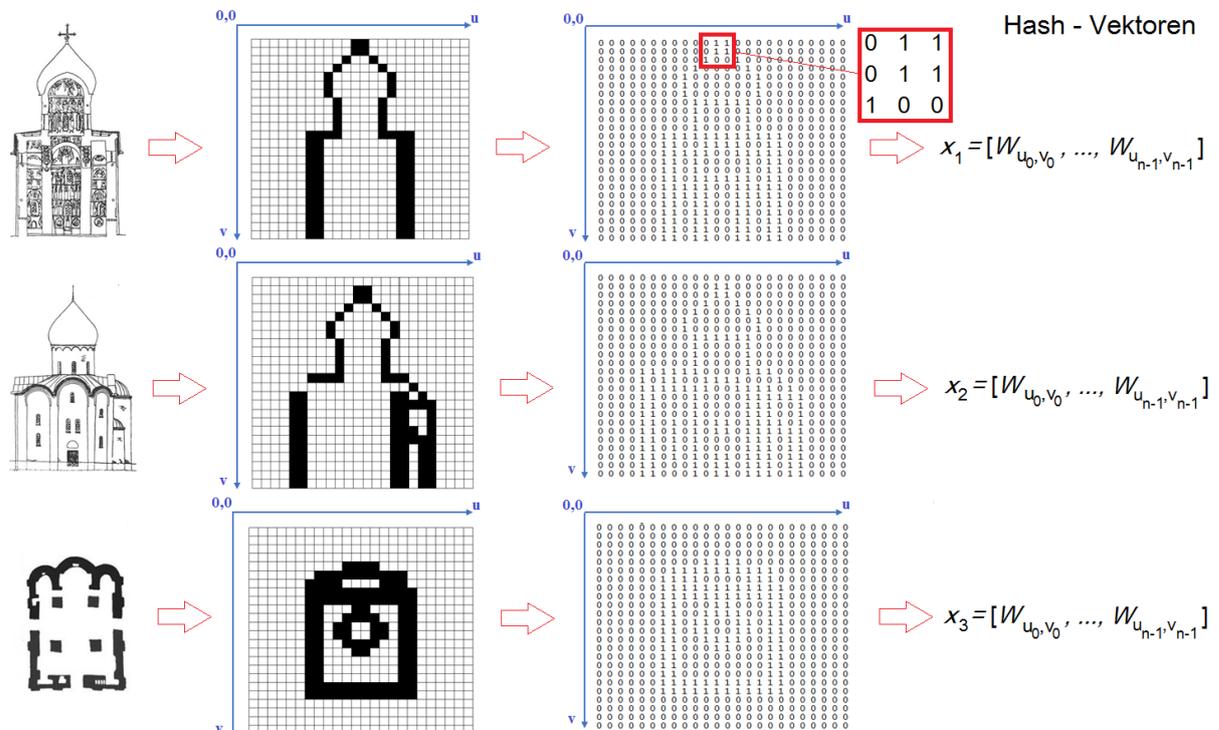


Abbildung 2.12: Interpretation und manuelle Generierung von graphischen Hashes und Hash-Vektoren typischer Musterkirchen anhand von architektonischen Zeichnungen.

Die Datenbank mit den Konstruktionstypen wird als hierarchischer Baum mit den folgenden Klassifikationselementen organisiert (s. Abb. 2.13):

1. Konstruktions- und Hauptraumtyp

- Kreuzkuppelkirchen:
 - Klassisches Kreuz mit den symmetrischen Portalen orientiert nach den Himmelsrichtungen und
 - Chetverik oder Würfel mit höheren Wänden, dessen Portale wesentlich kleiner sind als der Hauptraum selbst.
- Rotunde:
 - klassische Rotunde und
 - achteckiger Stern als Symbol des Sterns von Bethlehem (Wosmerik).
- Schiff: Kreuzkuppelkonstruktion oder Rotunde mit längerem Narthex und Glockenturm, die alle auf einer Achse von Westen nach Osten liegen.

2. Anzahl der Altarapsiden: entweder ein Hauptaltar oder drei (mit zusätzlichen Opferaltarapsiden).

3. Kuppelanzahl: eine Hauptkuppel oder fünf als Symbol von Christus mit den vier Aposteln.

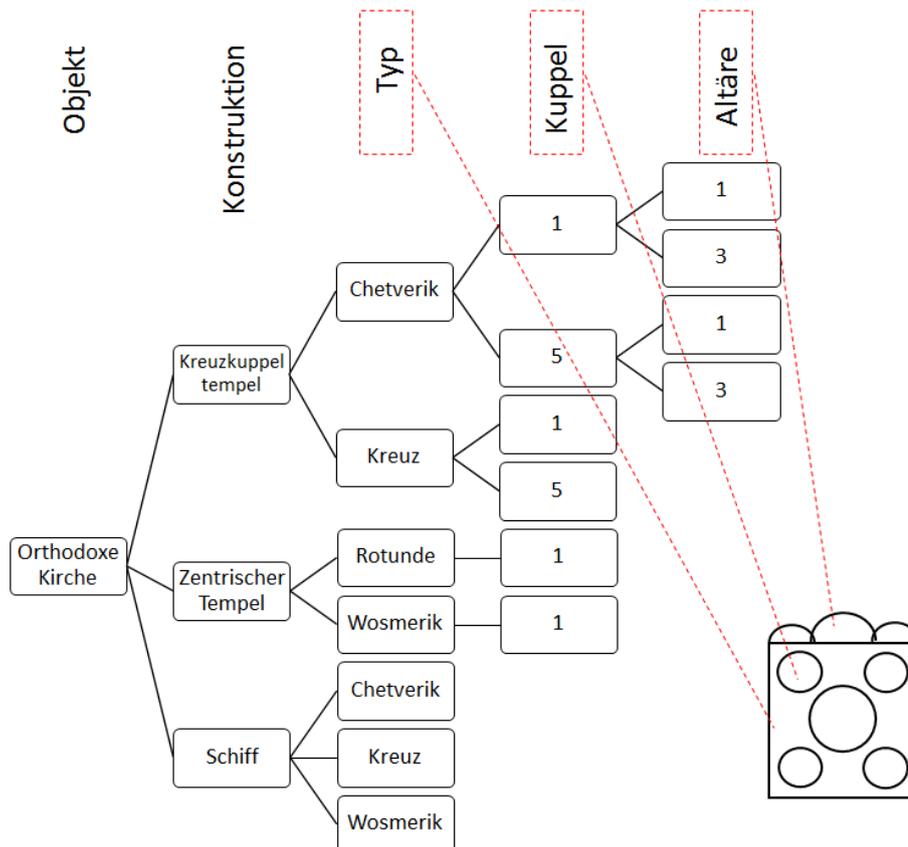


Abbildung 2.13: Hierarchische Datenbank typischer kirchlicher Konstruktionen.

Wie in Kap. 1 dargestellt, werden die klassischen orthodoxen Kirchen nach den spezifischen architektonischen Kanons gebaut, die die Position sowie die Bedeutung der einzelnen Bauelemente definieren. Außerdem verfügen die Sakralbauten über ausgewogene Proportionen und Zusammenhänge zwischen den Bauelementen, die in Kesler [2003] und Abs. 1.3.1 detailliert beschrieben wurden.

Laut diesen Prinzipien werden die Bounding-Box-Koordinaten der möglichen Bauelemente auf den graphischen Hash-Abbildungen für jede Kirche in der hierarchischen Datenbank definiert.

So enthält die Datenbank die vorsegmentierten Kirchenkonstruktionen und dient als Grundlage für die weitere semantische Segmentierung der Eingangspunktwolke einer orthodoxen Kirche. Die Koordinaten der Bounding Boxes von den Bauteilen werden entsprechend der existierenden Proportionierung klassischer orthodoxer Kirchen (Zholtovsky-Funktion) berechnet (s. Abb. 2.14).

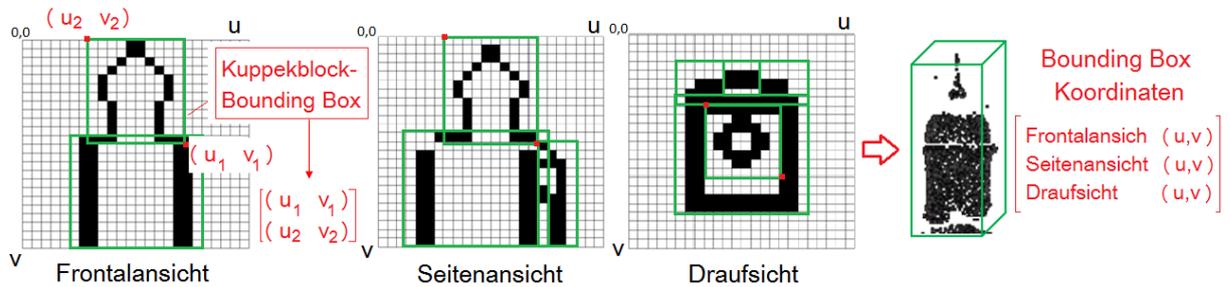


Abbildung 2.14: Koordinatenangabe der Bounding Boxes der Bauteilblöcke.

2.3.4 Matching

Wie oben erläutert, besteht das Kirchen-Matching in der Ähnlichkeitsschätzung zwischen den Hashes einer Input-Kirche (Testkirche) und einer typischen Kirchenkonstruktion (Musterkirche) aus der Datenbank. Während des Matchings wird eine ähnliche Kirchenkonstruktion für die Input-Kirche gefunden, um deren Punktwolke analog zur Musterkirche zu segmentieren bzw. entsprechende Bounding Boxes zu extrahieren. Als Bewertungskriterium gilt ein Matching-Wert I , der mithilfe unterschiedlicher Ähnlichkeitsmetriken berechnet wird. Dabei werden zwei Hashes verglichen:

- der Hash einer Test-Punktwolke (Input-Hash), der ein Vektor reeller Zahlen y ($y \in \mathbb{R}$) ist und
- der Hash einer Musterkirche (Muster-Hash), der ein Ganzzahlvektor x ($x \in \mathbb{Z}$) ist.

Eine korrekte Klassifikation der Kirche ist dann möglich, wenn die Differenz zwischen den Matching-Werten von den nicht-ähnlichen Kirchen relativ hoch ist (weiter als Unähnlichkeit genannt). Diese Differenz zeigt, dass die Kirchen sich klar voneinander unterscheiden und ihre Hash-Vektoren signifikant trennbar sind (s. Abb. 2.15). Die Erhöhung der Unähnlichkeit ermöglicht, die Situationen zu vermeiden, dass leicht unterschiedliche, nicht ähnliche Kirchen trotzdem als ähnlich klassifiziert werden.

	CH-1-1	CH-1-3	CH-5-1	CH-5-3
CH-1-1	1,000	0,863	0,649	0,707
CH-1-3	0,863	1,000	0,640	0,707
CH-5-1	0,649	0,640	1,000	0,709
CH-5-3	0,707	0,707	0,709	1,000

Abbildung 2.15: Beispiel einer Ähnlichkeitstabelle: CH-1-1... usw. - Kirchentyp gemäß Klassifikation, 1 - absolute Übereinstimmung für denselben Kirchentyp (grün), rot - unterscheidende Kirchentyp.

Für die robuste Analyse werden für jede Kirche (Input- und Musterkirche) zwei zusätzliche Hashes berechnet, die die wichtigen Bauteilzonen enthalten, deren Beitrag wegen der geringeren Bauteilgröße relativ zum Raster ansonsten relativ gering wäre. Diese Hashes werden nicht extra generiert, sondern es wird auf die Bauteilzonen in den graphischen Hashes der Input- und Musterkirche hingewiesen (vordefinierte Koordinaten des möglichen Bauteilbereichs), die extra berechnet werden. So werden in der Berechnung folgende Hashes betrachtet (s. Abb. 2.16):

1. ein generierter Haupt-Hash der ganzen Kirche (s. Abs. 2.3.2);
2. ein zusätzlich berechneter Kuppel-Hash der Kuppelzone;
3. ein zusätzlich berechneter Altar-Hash der Altarzone.

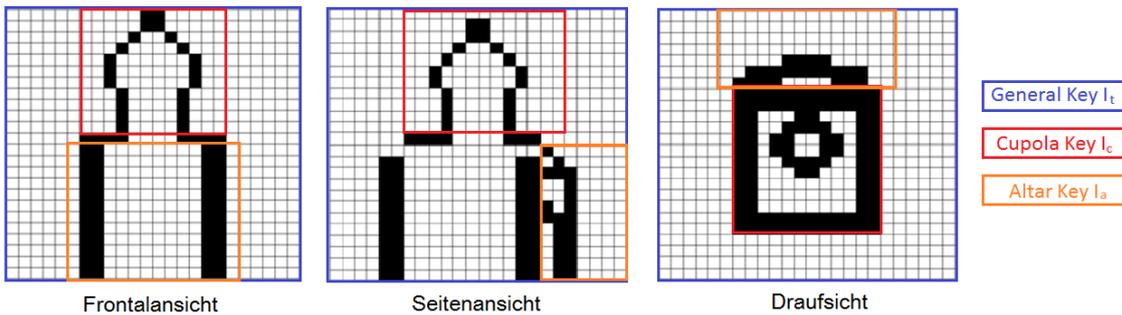


Abbildung 2.16: Lokale Matching-Werte: Haupt-Hash - General Key, Kuppel-Hash - Cupola Key, Altar-Hash - Altar Key.

Diese Hashes werden paarweise miteinander verglichen (z.B. Kuppel-Hash der Input-Kirche mit dem Kuppel-Hash der Musterkirche), so dass die lokalen Matching-Werte resultieren:

1. General Key (I_t) für das Haupthash-Matching;
2. Cupola Key (I_c) für das Kuppelhash-Matching;
3. Altar Key (I_a) für das Altarhash-Matching.

Der gesamte Matching-Wert wird aus den drei lokalen Matching-Werten berechnet. Aktuell werden zwei Varianten von diesen Werten dargestellt:

1. Multiplikativer Matching-Wert

$$I_{mult} = I_t I_a I_c \quad (2.6)$$

2. Additiver Matching-Wert

$$I_{ad} = \frac{p_1 I_t + p_2 I_a + p_3 I_c}{\sum(p)} \quad (2.7)$$

Der Test auf Ähnlichkeit wird wie folgt durchgeführt:

- die Daten aus der Datenbank wurden untereinander gematcht (Musterkirche-Hash zu Musterkirche-Hash), um mögliche Fehler und Besonderheiten abzuleiten;
- gematcht werden der Hash der Inputwolke und der Hash der Musterkirche.

Für die Berechnung der lokalen Matching-Werte bzw. Ähnlichkeitsschätzung zweier Vektoren werden die folgenden Ähnlichkeitsmaße verwendet. Sneath & Sokal [1973] haben diese Maße in vier Gruppen eingeteilt:

1. Probabilistische Ähnlichkeitskoeffizienten,

2. Ähnlichkeitsabstände,
3. Assoziativität-Koeffizienten.

Die probabilistischen Ähnlichkeitskoeffizienten werden häufig in der Clusteranalyse verwendet, bestimmen jedoch nicht die Ähnlichkeit zwischen zwei Mengen. Dabei wird der Informationsgewinn bei der Vereinigung der Cluster berechnet (die Vereinigung mit dem minimalen Gewinn wird als ein Objekt oder ein Cluster betrachtet), was in unserem Fall nicht relevant ist.

Da die Hashes hier durch Vektoren oder Zahlensequenzen repräsentiert werden, sind in diesem Fall die Ähnlichkeitsabstände und Assoziativität-Koeffizienten zu bevorzugen, die standardmäßig zur Sequenzanalyse verwendet werden.

Dabei entstehen folgende Möglichkeiten:

1. Minkowski-Metrik mit:
 - Manhattan-Abstand (L_1 -Norm)
 - Euklidischer Abstand (L_2 -Norm)
 - Tschebyschew-Norm (L_∞ - Norm)
2. Binäre Ähnlichkeitsmaße
 - Cosinus-Ähnlichkeit
 - Jaccard-Abstand

Der Manhattan-Abstand lässt sich einfach berechnen und zeigt eine höhere Unähnlichkeit durch die Normierung der Zellenwerte im Raster zwischen $[0, \dots, 1]$.

Der Euklidische Abstand ist eine standardmäßige Metrik zur Berechnung eines geometrischen Abstandes im mehrdimensionalen Raum. Die Differenz d_{xy} zwischen zwei Vektoren wird wie folgt bestimmt:

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.8)$$

Als Erweiterung und Generalisierung des Euklidischen Abstandes dient die Mahalanobis-Distanz, die die Korrelationen zwischen den Elementen mitberücksichtigt. Beim paarweisen Vergleich der Vektorkomponenten entstehen in den nicht-ähnlichen Kirchen die Bereiche im graphischen Hash, in denen die Differenz Δ relativ hoch ist ($\Delta \rightarrow 1$). Um die Unähnlichkeit zwischen den nicht-ähnlichen Objekten zu erhöhen, kann nur das Quadrat des Euklidischen Abstandes verwendet werden:

$$d_{xy} = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (2.9)$$

Die Tschebyschew-Norm L_∞ stellt ein Maximum des Absolutwertes der Differenz zwischen zwei Vektoren dar:

$$L_\infty(x, y) = \max |x_i - y_i|, i = 1, \dots, n \quad (2.10)$$

In unserem Fall ist die Anwendung dieser Metrik ungünstig, weil das Ergebnis nur auf eine Stelle in den Hash-Vektoren hinweisen wird, wo die Differenz maximal ist. Diese Metrik wäre daher für solche Objekte geeignet, die sich nur in einem Parameter unterscheiden (z.B. eine Zelle mit maximalem Unterschied der Pixelwerte), was nicht der Fall ist. Beim Hash-Matching werden mehrere Zellen zwischen einander verglichen. Würden die Hashes nur nach einem Parameter verglichen (z.B. maximaler Helligkeitsunterschied), wäre diese Situation insbesondere im Fall der zerstörten Kirchen kritisch, wobei die Differenz zwischen zerstörter Stelle und einem ähnlichen Muster maximal wird (s. Abb. 2.17). Außerdem reagiert diese Metrik sensitiv gegen Positionsunterschiede

zwischen Test- und Musterkirche. Aus diesem Grund wird der Manhattan-Abstand gewählt und mit den binären Ähnlichkeitsmaßen verglichen. Im Weiteren wird im Kap. 4 die Anwendung der o.g. Ähnlichkeitsmetriken ausführlich analysiert.

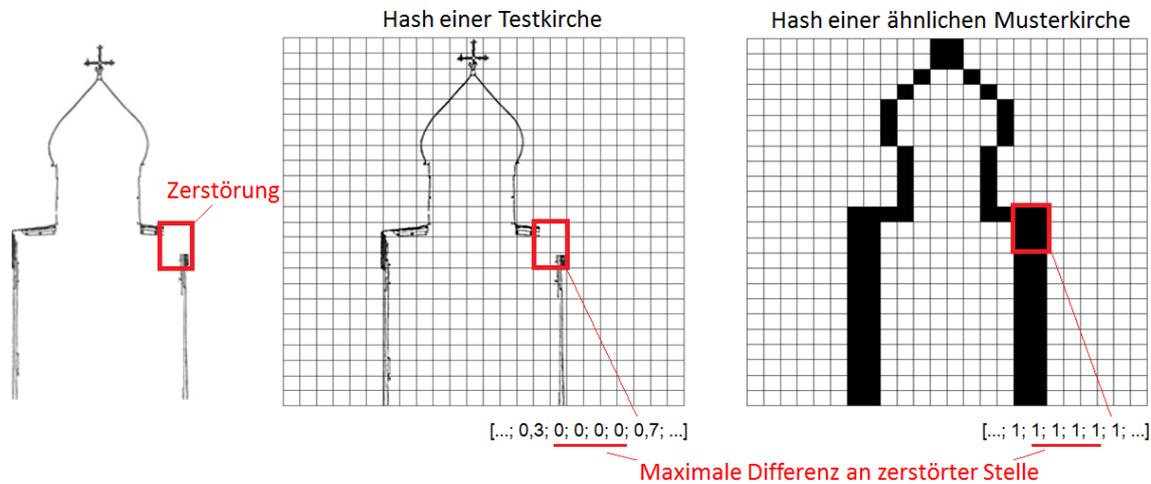


Abbildung 2.17: Maximale Unterschiede der Hash-Vektoren an der zerstörten Stelle.

2.3.5 Verarbeitung der Punktwolke vor dem Matching

Für das Hash-Matching wird versucht, einen Best-fit von passenden Übereinstimmungen für jeden Eintrag (Muster-Hash) in der Datenbank zu finden. Es können dabei mehrere ähnliche Kirchen vorgeschlagen werden, weil eine absolute Übereinstimmung zwischen dem Test-Hash und einem generalisierten bzw. standardisierten Muster-Hash aus der Datenbank wenig wahrscheinlich ist.

Das bedeutet auch, dass die Entscheidung über die beste Übereinstimmung (Best-Matching, Best-fit) anhand nur einer einzelnen Matching-Probe für jeden Hash in der Datenbank nicht getroffen werden kann. Für jeden Hash in der Datenbank werden mehrere Proben benötigt, um die beste Übereinstimmung mit dem Test-Hash zu finden, wobei die geometrischen Objektparameter (z.B. räumliche Drehung, Verschiebung oder Skalierung) während des Hashings variiert werden. Beim Vergleich zwischen dem Input-Hash einer Test-Kirche und einem Muster-Hash aus der Datenbank braucht dabei nur ein Hash modifiziert zu werden (und nicht beide Hashes). Dabei ist es ungünstig, den Muster-Hash zu verändern, weil er diskret (0 oder 1) ist und gezielt bis zu einem bestimmten (ziemlich niedrigen) Auflösungsgrad generalisiert wurde. Feinere Modifikationen sind in diesem Fall nicht möglich. Daraus folgt, dass der Input-Hash der Testkirche bei unverändertem Muster-Hash modifiziert wird.

Die geometrischen Parameter sollten vor der Generierung eines graphischen Hashes sowie vor dem Aufbau der Punktwolkenprojektionen variiert werden, da die Transformation einer diskretisierten Projektion zu unerwünschten Artefakten führen kann. Das bedeutet, dass bei jedem Matching-Versuch der Hash der Test-Punktwolke durch die Änderung von Position, Orientierung und Maßstab der Punktwolke selbst vor der Berechnung seiner Projektionen und deren Analyse variiert wird (s. Abb.2.18).

Grundsätzlich wird die Position und Orientierung eines Festkörpers im Raum durch die drei Koordinaten eines Bezugspunktes (z.B. Schwerpunkt, analog zum Massenmittelpunkt in der Physik) sowie drei unabhängige Drehungen (z.B. Euler-Winkel) bestimmt. Die Parameter werden auch als 6DOF bezeichnet. In unserem Fall werden zusätzlich noch die Skalierungsparameter in jeder der drei Achsen benötigt, da grundsätzlich zugelassen wird, dass die Proportionen und einige Maße in der Kirche trotz der Kanons nicht eingehalten wurden bzw. die Seitenlängen einer realen

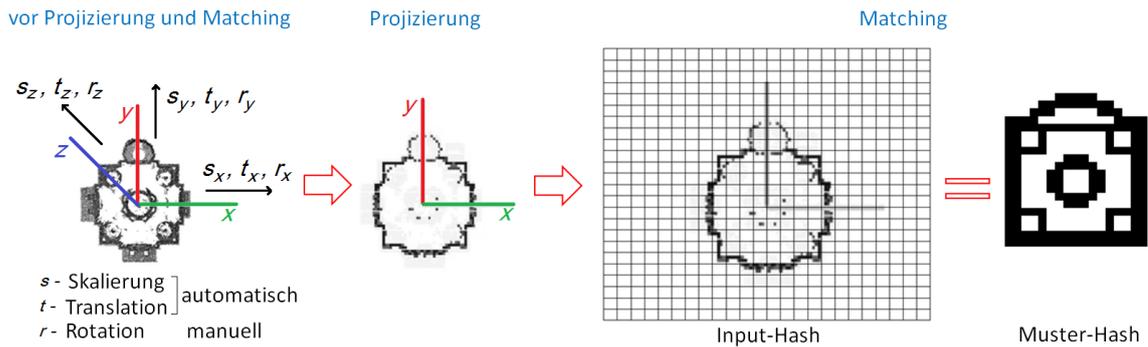


Abbildung 2.18: Parameter-Variierung der Punktwolke vor der Projizierung und Matching.

Kirche von den Dimensionen der Musterkirche abweichen können. Insgesamt ergeben sich damit neun Parameter, die unabhängig und flexibel variiert werden kann.

Die hohe Anzahl der zu optimierenden (variierenden) Parameter bei der relativ großen Hashlänge (1728 für den Haupthash) führt zu einem langsamen und instabilen Prozess der numerischen Methode der Zero-Order-Optimierung (Optimierung ohne Ableitungsberechnung), die für die Extremum-Suche des Matching-Wertes angewendet wird. Im Kontext der computergestützten Lösung der Minimum-Findung werden für die Optimierung nicht linearer Funktionen die Zero-Order-Optimierungsmethoden (z.B. Simplex-Methode, Nelder-Mead-Verfahren) angewendet, die lediglich den Funktionswert verwenden und für differenzierbare und verrauschte Funktionen besser geeignet sind (Trifonov [2013]).

Als erster Schritt wird die Anzahl der zu variierenden Parameter reduziert. Offensichtlich ist die freie Drehung der Punktwolke im Raum mittels Variierung der Eulerschen Winkel überflüssig, weil in praktischen Anwendungen anzunehmen ist, dass die Punktwolke horizontalisiert ist, also keine Abweichungen von der vertikalen Achse hat. Es verbleibt eine freie Drehung um die Z-Achse, obwohl man vermuten kann, dass auch dieser Freiheitsgrad durch die Voreinstellung der Scanning-Parameter beseitigt sein könnte (z.B. durch absolute Orientierung mittels übergeordneter Passpunkte oder Ausrichtung nach Nord).

Außerdem verursacht die Drehung der Rasterabbildungen in beliebigen Winkeln Artefakte, die den Matching-Prozess wesentlich behindern können. Deshalb werden nur die Skalierungskoeffizienten in allen Achsen und die Position des Punktwolkenschwerpunktes (insgesamt sechs Parameter) während der Suche variiert. Aus o.g. Gründen wird die Drehung der Punktwolke um die Z-Achse vor dem Matching manuell durchgeführt. Die Verschiebung der Punktwolke entlang der X- und Y-Achsen kann grundsätzlich vorgesehen werden, ist aber nicht zwingend erforderlich.

Da die Datenbank ressourcenaufwändig ist, wird versucht, den Aufruf sowie die Suche in der Datenbank möglichst zu minimieren. Für jeden Eintrag in der Datenbank wird die Suche nach dem maximalem Wert des Matching-Wertes (Extremum) vorgenommen. Das bedeutet, dass für jede Zeile in der Datenbank schrittweise die n-mal variierten Projektionen der Punktwolke angepasst sowie der Matching-Wert berechnet werden. Der Bestfit-Wert wird mit den Transformationsparametern der Punktwolke gespeichert. Nach der Suche durch die gesamte Datenbank wird die Zeile mit dem höchsten Wert-Wert gewählt.

Die Variierung wird mittels Monte-Carlo-Simulation durchgeführt. Generell kann die Spanne der Positionsvariierung des Schwerpunktes in den Grenzen des Punktwolken-Durchmessers (oder Radius) in der aktuell zu betrachtenden Achse gesetzt werden. Für die Skalierung wird ein Intervall zwischen 0.5 bis 2 oder 0.7 bis 1.5 empirisch festgelegt, da Größenabweichungen realer Kirchen typischerweise in diesem Bereich zu erwarten sind.

Schematisch wird die Punktwolkenverarbeitung vor dem Matching in Abb. 2.19 dargestellt.

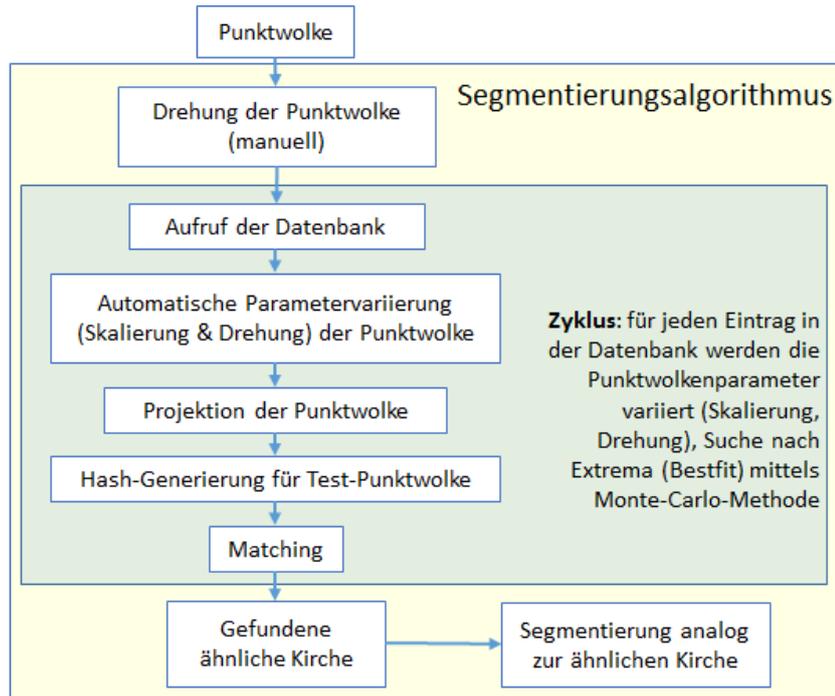


Abbildung 2.19: Schema der Punktwolkenverarbeitung bei der Segmentierung.

2.3.6 Extraktion der Bauteile

In der Punktwolke einer Testkirche werden die Bauteilblöcke analog einer ähnlichen Kirche aus der Datenbank extrahiert. Das bedeutet, dass die Test-Punktwolke in die Bounding Boxes der Bauteile semantisch segmentiert wird. Die Semantik wird hier im Kontext einer funktionalen Rolle extrahierter Objektteile verstanden, deren Position in der Punktwolke und Anordnung mithilfe bestimmter Regeln (Kanons) beschrieben ist. Die extrahierten Bauteilblöcke

- übernehmen komplett die Größen und Proportionen der Bounding Boxes einer ähnlichen Kirche (s. Abb. 2.20) und
- werden anschließend relativ zur realen Größe der Test-Punktwolke skaliert (der Skalierungsfaktor wird in den vorherigen Schritten gespeichert, s. Abs. 2.3.2);
- Boxes, die keine Punkte enthalten, werden eliminiert, falls deren Anwesenheitswahrscheinlichkeit unter einem vordefinierten Grenzwert liegt.

In unserem Fall entstehen die Pflichtbauteile (s. Abs. 2.4.3) mit der Wahrscheinlichkeit der Anwesenheit gleich 1, um laut dem Okham-Prinzip (Jefferys & Berger [1991]) das einfachere Modell mit weniger Bauteilen als das Wahrscheinlichste zu rekonstruieren. Die Segmentierung verläuft in zwei Etappen:

1. Grobe Segmentierung: dabei werden die größeren Bauteilblöcke extrahiert (der Bauteilblock ist eine Menge der Bauteile, die inhaltlich und topologisch verbunden sind. Beispielsweise besteht ein Kuppelblock aus einer Kuppel selbst und dazugehörigem Kreuz, Tambour und Tambour-Stütze. Im Kap. 2, Abs. 2.2 wird die Angehörigkeit der Bauteile einem Bauteilblock zugewiesen, der Name des Bauteilblocks wird in Klammern gesetzt: z.B. Tr(HK) - Tambour des Hauptkuppelblocks).
2. Feine Segmentierung: Extraktion einzelner Bauteile in den extrahierten Bauteilblöcken (s. Abb. 2.20).

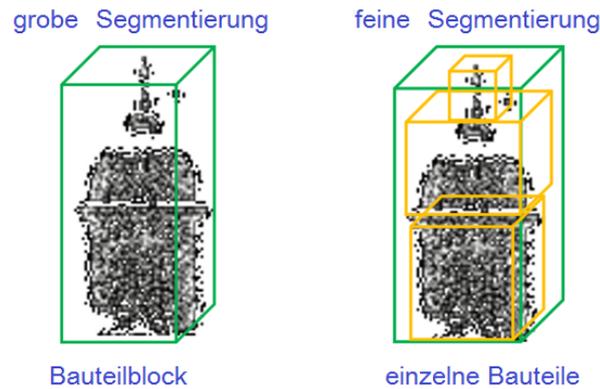


Abbildung 2.20: Extraktion der Bauteile und Bauteilblöcke.

Für die grobe Segmentierung wird ein Raster 24×24 px verwendet. Für die Extraktion einzelner Bauteile wird die Auflösung des Gitters auf 48×48 gesetzt (s. Abb. 2.21). Der Zusammenhang zwischen Ortsauflösung der Punktwolke, gewünschter Generalisierung und Rasterauflösung wurde in Abs. 4.2.1 beschrieben.

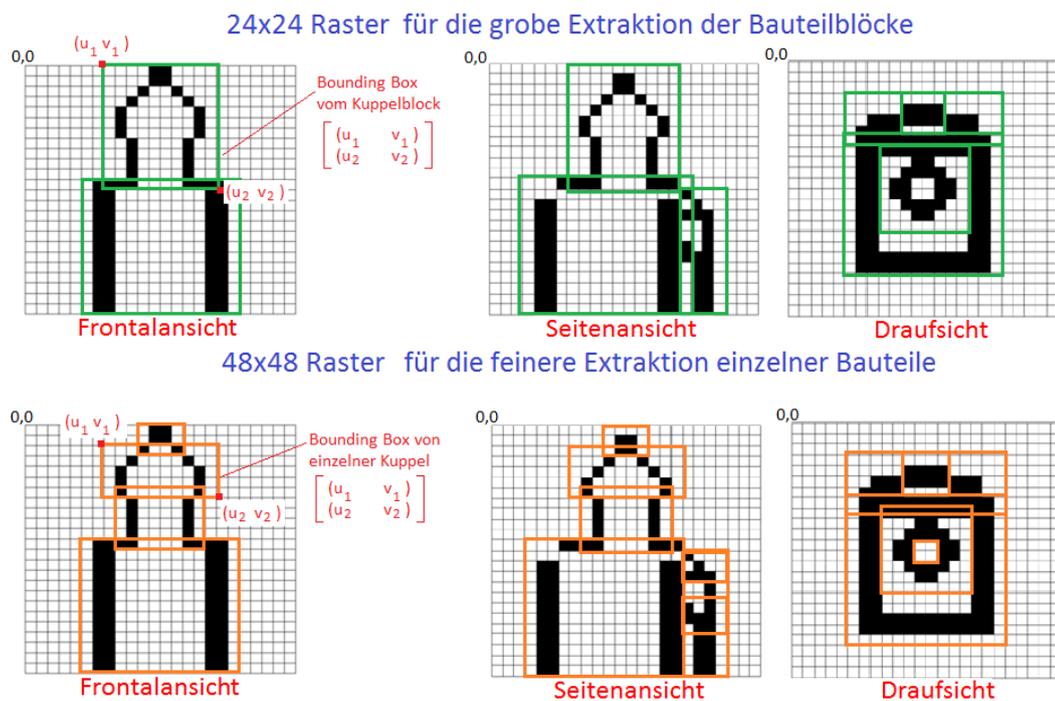


Abbildung 2.21: Anwendung unterschiedlicher Rastergröße für die grobe und feine Extraktion der Bauteile und Bauteilblöcke.

2.4 Zellulärer Automat zur Steuerung der Formerkennung und Rekonstruktion

In diesem Abschnitt wird ein Algorithmus zur Steuerung der Formerkennung und des Rekonstruktionsprozesses betrachtet, der auf den Methoden

- diskreter Mathematik (zelluläre Automaten) und
- der Bayes-Statistik (Bayes-Netze)

basiert. Der Algorithmus arbeitet in Form einer gerichteten Suche nach den Bauteilen in der Punktwolke und einer automatischen Auswahl der Formerkennungsmethode für jeden Bauteiltyp. Die gerichtete Suche läuft schrittweise von Bounding Box zu Bounding Box, die einem Bauteil und einem Knoten im Kirchengraph (s. Abs. 2.2) entspricht.

Die Informationen über die Bauteile, deren Formen, Anordnung und Häufigkeiten (Anwesenheit und geometrische Form) werden der Datenbank „Statistik“ mit 300 Kirchen entnommen, beschrieben im Abs. 2.2, und der hierarchischen Datenbank „Hashing“ (s. Abs. 2.3.3) mit den kirchlichen Konstruktionen (s. Abb 2.22).

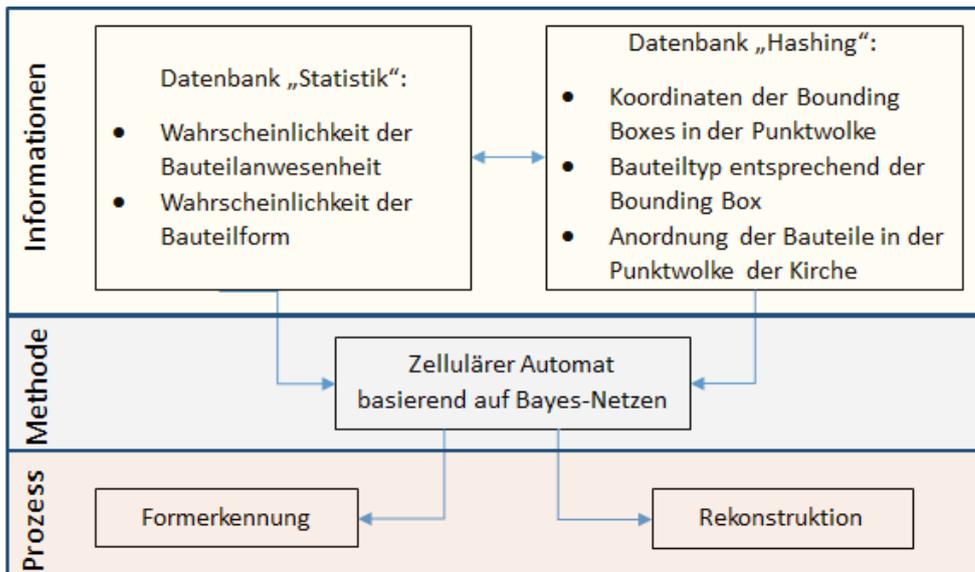


Abbildung 2.22: Steuerung der Formerkennungs- und Rekonstruktionsprozesse durch den Zellulären Automaten.

Wie vorher erwähnt, können durch die Anzahl mehrerer Kirchen statistische Daten über die Häufigkeit der Bauteile und deren Form in der Datenbank sowie die Wahrscheinlichkeitsbeziehungen zwischen den Bauteilen abgebildet werden. Solche Wahrscheinlichkeitsbeziehungen ermöglichen eine geordnete Auswahl des Approximationsmodells zur Formerkennung eines Bauteils in der Bounding Box und dessen Rekonstruktion.

Durch die gezielte Anwendung einer automatisch definierten Formerkennungsmethode und eines Approximationsmodells werden die Objektkomponenten schrittweise erkannt sowie die inkompletten Daten vervollständigt.

2.4.1 Theoretische Grundlagen der zellulären Automaten

Die entwickelte Methode basiert auf der Bayes-Statistik und den Methoden diskreter Mathematik, in diesem Fall zelluläre Automaten. Die Idee des zellulären Automaten bzw. der selbstorganisierenden Systeme wurden in Arbeiten von Neumann [1966] als universelle Umgebung für Aufbau, Analyse und Vergleich der Algorithmus-Eigenschaften entwickelt. Die zellulären Automaten haben großes Interesse hervorgerufen und sind inzwischen zu einem Standardmodell für parallele Berechnungen analog zur Turing-Maschine für sequenzielle Berechnungen geworden.

Der zelluläre Automat ist ein dynamisches System, das durch die Menge von gleichartigen, gleichmäßig unter einander verbundener Zellen repräsentiert wird und durch folgende Komponenten festgelegt wird:

1. Zellularraum R
2. Endliche Nachbarschaft N

3. Zustandsmenge $\sigma: \sigma_{i,j} \in \Sigma \equiv \{0, 1, 2, \dots, k-1, k\}$
4. Überföhrungsfunktion $\delta: \sigma^N \rightarrow \sigma$

Alle Zellen bilden den so genannten Zellularraum. Die Zellularräume können sich durch den Typ, die Dimension und Zellenform unterscheiden. Jede Zelle ist gleichzeitig ein endgöltiger Automat, dessen Zustände von den Zellenzuständen in der Nachbarschaft sowie dem eigenen Zustand im Moment t definiert wird.

Die zellulären Automaten haben ihre Anwendung insbesondere in der mathematischen Modellierung von dynamischen Prozessen gefunden und stellen ein mathematisches Modell von solchen Prozessen dar, in denen Zeit und Raum diskret sind, und alle davon abhängigen Elemente eine endgöltige Anzahl von Werten erhalten können. Das bedeutet, dass ein zellulärer Automat eine bestimmte Lokalitätseigenschaft besitzt: in jedem Zeitschritt wird der Zustand von einer Zelle nur von den Zuständen der Nachbarschaftszellen abhängen. Dieser Zusammenhang ist gleichmäßig in jeder Zelle und unterliegt vordefinierten Regeln.

Die zellulären Automaten können wie folgt klassifiziert werden:

1. Nach der Dimension und Zellentyp des Zellularraumes (s. Abb. 2.23):

- eindimensional

In einem eindimensionalen zellulären Automaten wird der Zellularraum als eine Zellenkette (Zellenmassiv) aufgebaut, in der jede Zelle (außer Grenzzellen) zwei Nachbarschaftszellen hat.

- zweidimensional (eben)

In einem zweidimensionalen zellulären Automaten wird der Zellularraum mithilfe eines zweidimensionalen Arrays realisiert und hat folgende Nachbarschaften:

- 4er Nachbarschaft, in der jede Zelle 4 Nachbarschaftszellen hat;
- 8er Nachbarschaft.

- n-dimensional, deren Zellularräume entweder durch einen Hyperkubus in 3D-Raum, ein reguläres (Hexagon, Dreieck) oder ein irreguläres Netz (z.B. Penrose-Parkettierung) im 2D-Raum generiert werden.

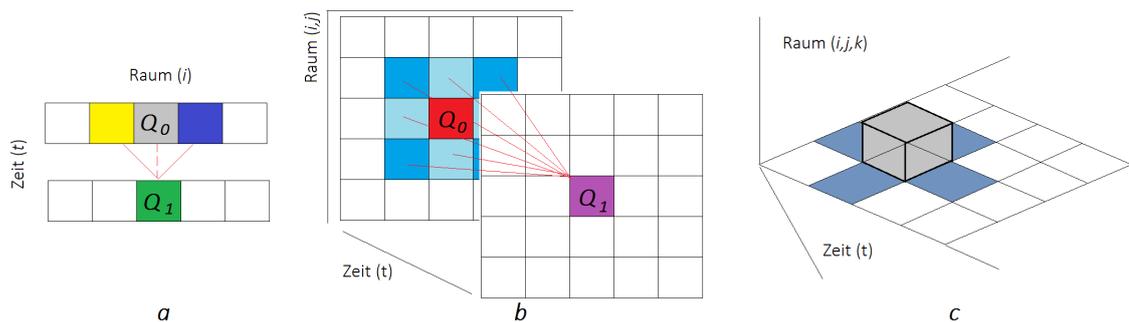


Abbildung 2.23: Automatenbeispiele in unterschiedlichen Dimensionen.

2. Nach dem Regelkonzept

Die Regeln definieren den Folgezustand (Zustand im Moment $t + 1$) für jede Zelle und ihre Umgebung. Die Regeln sind:

- totalistisch

Der neue Zellenzustand wird aus der Summe aller Zustände berechnet. Dabei kann man solche Automaten in zwei Klassen einteilen:

- mit Zellengedächtnis
Einige Automaten besitzen das so genannte „Zellengedächtnis“, deren wichtige Eigenschaft darin besteht, dass die Eingangszustände nicht nur die Zustände der Nachbarschaftszellen, sondern auch den Zustand der zu betrachtenden Zelle in diesem Moment in der Beschreibung der Überföhrungsfunktion enthalten.
 - ohne Zellengedächtnis
die Automaten ohne Zellengedächtnis berücksichtigen den Zustand der zu betrachtenden Zelle im Folgezustand nicht.
- stochastisch
Die stochastischen Automaten basieren auf Markow-Ketten und erlauben die Auswahl mehrerer möglicher Folgezustände ohne Änderung aller anderen Regeln des zellulären Automaten.
 - kontinuierlich
In den kontinuierlichen Automaten wird eine kontinuierliche Funktion auf einem definierten Abschnitt statt einer diskreten Zustandsmenge verwendet.
3. Nach der Anzahl möglicher Zustände: binär, ternär und mit n-Zuständen
 4. Nach der Regelanwendung:
 - synchron: alle Zellen ändern ihre Zustände gleichzeitig,
 - asynchron: die Zellen ändern ihre Zustände separat.
 5. Nach dem Verhaltenstyp:
 - 1. Klasse:
Zur 1. Klasse gehören die Automaten, die nach einer bestimmten Zeitperiode zu einem stabilen homogenen Zustand kommen.
 - 2. Klasse:
Die Automaten generieren nach dem Start stationäre oder zeitlich periodische Strukturen.
 - 3. Klasse:
In den Automaten der 3. Klasse kann man keine Korrelation zwischen dem Prozess und den initialen Bedingungen nach einer Zeitperiode beobachten.
 - 4. Klasse:
Das Verhalten von solchen Automaten wird im Wesentlichen durch die Startbedingungen definiert. Dabei werden unterschiedlich komplizierte Verhaltensmuster generiert, die untereinander zusammenwirken und längere Zeit aktiv bleiben können, ohne aber einen stabilen Zustand zu erreichen.

Die zellulären Automaten können bestimmte Berechnungen, z.B. zur Beschreibung von dynamischen Systemen, wesentlich vereinfachen. Mithilfe der zellulären Automaten werden z.B. effiziente Mustererkennungssysteme realisiert (Maji et al. [2002], Salcido [2013]). Ein anderes Anwendungsbeispiel ist die Lösung von Optimierungsaufgaben, bei denen ein diskretes Rechnenssystem im Gegensatz zu zellulären Automaten keine optimale Variante vorschlagen kann.

Wie oben beschrieben, gibt es unterschiedliche Regelkonzepte für die Steuerung des zellulären Automaten. In diesem Fall wird ein spezifischer stochastischer Automat entwickelt, der auf Bayes-Netzen basiert.

2.4.2 Aufbau des Bayes-Netzes

Ein Bayes-Netz ist ein gerichteter azyklischer Graph mit den Knoten als Variablen und den Kanten als bedingte Wahrscheinlichkeitsbeziehungen (Pearl [2000]). Die Abhängigkeit zwischen den Knoten beruht auf der Hauptformel des Bayes-Satzes:

$$P(\theta|I) = \frac{P(\theta)P(I|\theta)}{P(I)} \quad (2.11)$$

mit

$P(\theta|I)$: (bedingte) Wahrscheinlichkeit des Ereignisses θ unter der Bedingung, dass das Ereignis I eingetreten ist,

$P(I|\theta)$: (bedingte) Wahrscheinlichkeit des Ereignisses I unter der Bedingung, dass das Ereignis θ eingetreten ist,

$P(\theta)$: A-priori-Wahrscheinlichkeit des Ereignisses θ ,

$P(I)$: A-priori-Wahrscheinlichkeit des Ereignisses I .

Der Aufbau einer orthodoxen Kirche wird mit einem Graph G repräsentiert und mit den Informationen über geometrische Formen der Bauteile, Bauteilanordnung, Bauepoche und -region in der Datenbank „Statistik“ gespeichert (s. Abs. 2.2). Beim Zusammenführen aller Graphen entsteht ein Graph, der, basierend auf den Häufigkeitsinformationen aus der Datenbank, bedingte Abhängigkeiten zwischen Knoten (Bauteilen) besitzt und als Bayes-Netz betrachtet werden kann (s. Abb. 2.24). Da die Kirchen unterschiedlich komplex sind und eine unterschiedliche Anzahl von Bauteilen (Knoten im Graph) besitzen, wird für die Reduktion des Rechenaufwands die Anzahl der Knoten im Kirchengraph und im Netz auf 50 für alle Kirchen gesetzt. Diese Zahl wird von der Kirche mit der maximalen Bauteil-Anzahl übernommen. Das bedeutet, dass jede Kirche aus der Datenbank „Statistik“ mit diesen 50 Bauteilen beschrieben wird. In diesem Fall werden die Kirchen mit geringerer Anzahl von Bauteilen also auch mit 50 Bauteilen repräsentiert, nicht vorhandene Bauteile (zerstörte Bauteile sind nicht gemeint) werden mit ID-Nr. „0“ identifiziert (s. Abb. 2.25). Im Kontext des aufgebauten Netzes mit den 300 Kirchen aus der Datenbank „Statistik“ und der Realisierung eines gerichteten Formerkennungsprozesses im Netz wird der Bayes-Satz (s. Formel 2.11) wie folgt interpretiert:

I : Bauteile, deren Form bereits erkannt wurde,

$P(I)$: A-priori-Wahrscheinlichkeit von Bauteilen mit erkannter Form I , die als Häufigkeit der Form entsprechend dem Bauteil I in der Datenbank „Statistik“ definiert wird (z.B. $P(X1)$ ist die Häufigkeit des Hauptraumes mit der Form #1),

θ : zu erkennende Bauteile (deren Form noch nicht erkannt wurde),

$P(\theta|I)$: Wahrscheinlichkeit der Bauteilform θ unter Berücksichtigung der erkannten Bauteilform I ,

$P(\theta)$: A-priori-Wahrscheinlichkeit der möglichen zu erkennenden Bauteilform, die als Häufigkeit der Bauteilformen für den entsprechenden Bauteiltypen in der Datenbank „Statistik“ verstanden wird,

$P(I|\theta)$: Erkennungswahrscheinlichkeit bestimmter Bauteilformen unter Berücksichtigung von einzelnen erkannten Bauteilformen I .

Bei der Auswahl eines höchst wahrscheinlichen Approximationsmodells für das zu erkennende Bauteil besteht die Aufgabe darin, die maximale A-posteriori-Hypothese mit $\arg \max_{\theta} P(\theta|I)$ zu finden.

Laut Gleichung 2.11 wird die Aufgabe dadurch gelöst, dass $P(I|\theta)$ durch eine Likelihood-Funktion gebildet wird, die laut der Beschreibung in Viertl [2013] und Georgii [2009] von einer Wahrscheinlichkeits- oder Zähldichte abgeleitet wird und in unserem Fall der Bauteilform mit höchster Wahrscheinlichkeit entspricht. Der Aufbau der Likelihood-Funktion hat unterschiedliche Varianten, die im weiteren Beispiel dargestellt sind.

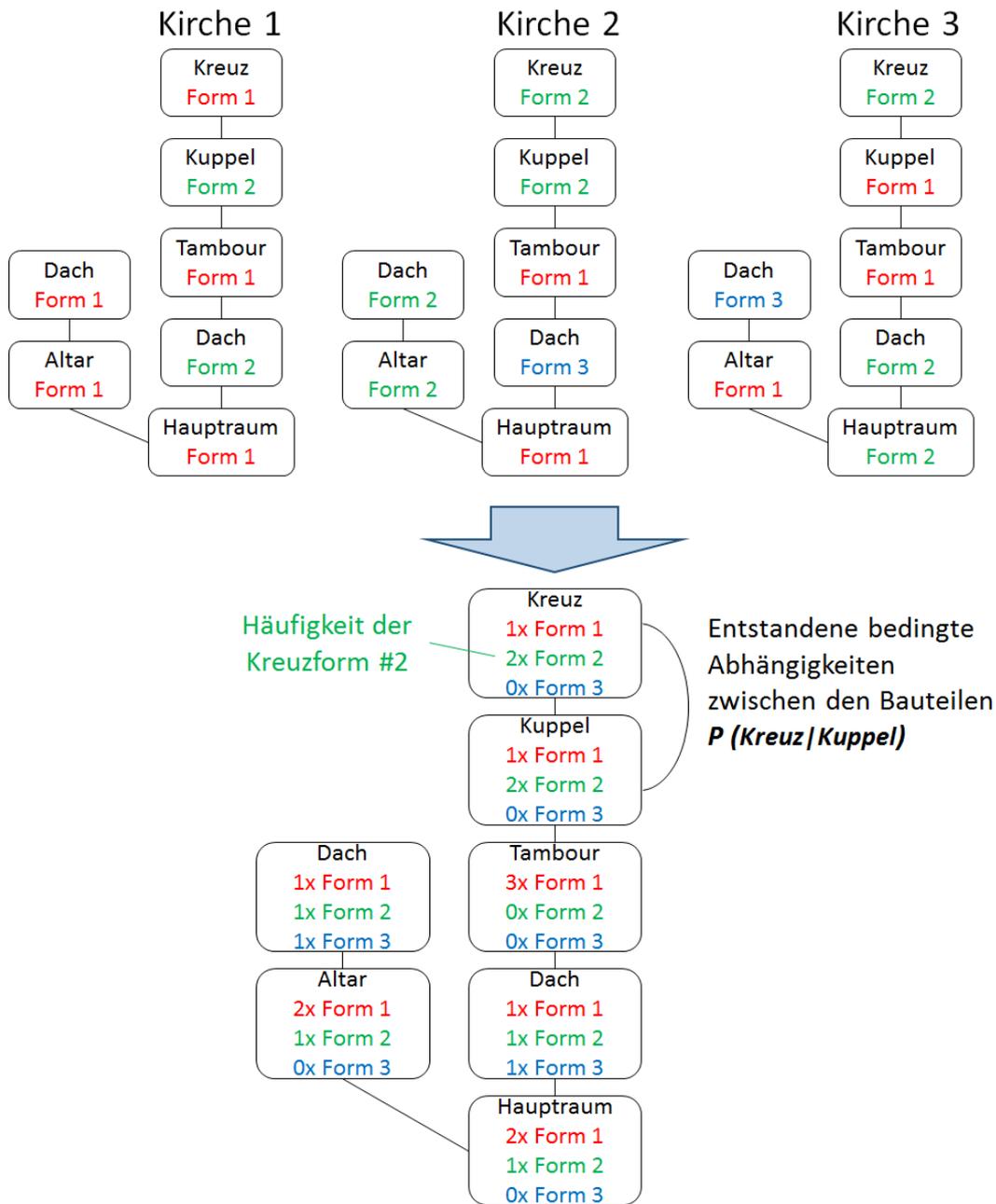


Abbildung 2.24: Aufbau eines Bayes-Netzes anhand der Graphen und Informationen aus der Datenbank „Statistik“.

Bei der bedingten Unabhängigkeit der Ereignisse a_1, a_2, \dots, a_n , die der Formerkennung der Bauteile I entsprechen, ergibt sich folgende Beziehung:

$$P(a_1, a_2, \dots, a_n | \theta = \theta_k) = P(a_1 | \theta_k) P(a_2 | \theta_k) \dots P(a_n | \theta_k) \tag{2.12}$$

Als Beispiel kann die Berechnung des wahrscheinlichsten Approximationsmodells für eine Kuppel im Fall der bereits erkannten Tambour- und Dachformen dienen. Wenn

- I die Information ist, dass die Formen von Tambour $Tr = Tr_{const}$ (Ereignis a_1) und Dach $D = D_{const}$ (Ereignis a_2) bereits erkannt wurden (ID-Nr ist bekannt) und
- $\theta = \theta_k$ bedeutet, dass die Kuppelform $K = K_k$ (mit unbekannter ID-Nr) ist,

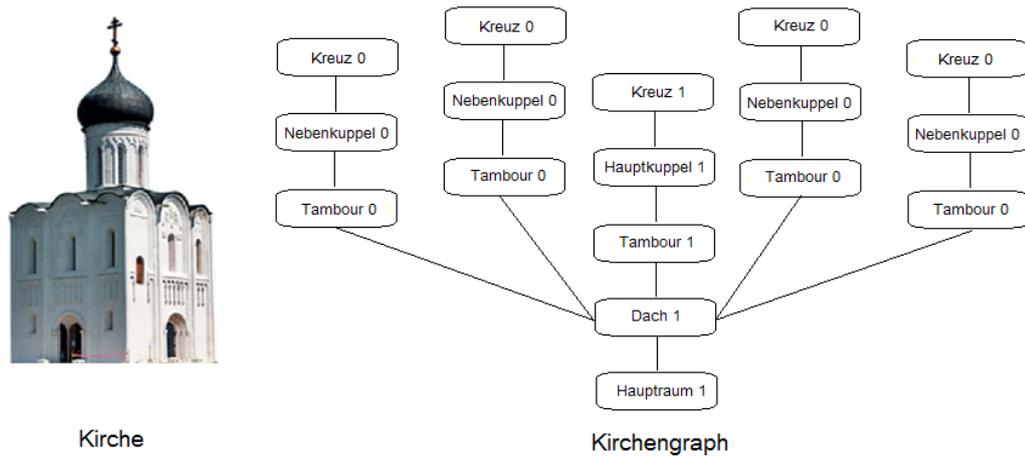


Abbildung 2.25: Repräsentation einer Kirche mit weniger als 50 Bauteilen mit auf null gesetzten Bauteilknoten.

dann wird $P(I|\theta = \theta_k)$ als Multiplikation von zwei Wahrscheinlichkeiten von $P(a_1|\theta = \theta_k)$ und $P(a_2|\theta = \theta_k)$ berechnet. Jede dieser Wahrscheinlichkeiten wird anhand der Häufigkeitsanalyse der kirchlichen Bauteilformen definiert, bei der $K = K_k$ der Anzahl von Kirchen mit $Tr = Tr_{const}$ und $D = D_{const}$ entspricht.

In unserem Beispiel können dabei folgende Subgraphen entstehen (s. Abb. 2.26): In der Abb.

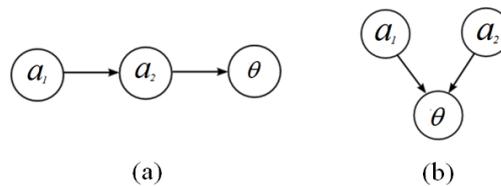


Abbildung 2.26: Subgraphen der Wahrscheinlichkeitszusammenhänge.

2.26,a kann man die Wahrscheinlichkeitsbeziehung wie folgt formulieren:

$$P(\theta, a_1, a_2) = P(\theta|a_1, a_2) = \frac{P(\theta a_1 a_2)}{P(a_1 a_2)} \tag{2.13}$$

Wenn die Ereignisse a_1 und a_2 gleichzeitig auf θ (Abb. 2.26,b) wirken, kann dies mit der folgenden Beziehung beschrieben werden:

$$P(a_1, a_2, \theta) = P(a_1)P(a_2)P(\theta|a_1, a_2) \tag{2.14}$$

In diesem Fall hängt die Likelihood-Funktion vom gesuchten Wert ab, was offensichtlich nicht zu einer richtigen Entscheidung führt. In diesem Fall wird die Likelihood-Funktion direkt aus der Kirchenanzahl berechnet.

Wie vorher betrachtet, werden die als Graph repräsentierten Kirchen in ein Bayes-Netz zusammengeführt. Laut der Definition ist ein Bayes-Netz ein gerichteter Graph. Die Richtung der Kanten im Netz entsteht während der Realisierung der Formerkennungs- und Rekonstruktions-schritte, da die vom zellulären Automaten gesteuerten Prozesse gerichtet sind (von Bounding Box zu Bounding Box bzw. von Knoten zu Knoten im Graph). Dieser Zusammenhang wird im Abs. 2.4.3 näher beschrieben.

2.4.3 Prozessierungsprinzipien

Wie bereits erwähnt, wird für die Steuerung eines gerichteten Formerkennungs- und Rekonstruktionsprozesses der zelluläre Automat (CA) verwendet. Laut Definition ist ein Zellulärer Automat ein diskretes Modell für die Beschreibung eines dynamischen Systems, das aus räumlich diskreten Zellen besteht, deren Zustand im Moment $t + 1$ von den Zuständen der Nachbarschaftszellen und dem eigenen Zustand im Moment t abhängig ist (s. Abs. 2.4.1).

In unserem Fall besitzt der zelluläre Automat folgende Eigenschaften:

- stochastischer Automat, der auf dem aufgebauten Bayes-Netz mit Kirchen basiert;
- als Zellularraum R dient das aufgebaute Bayes-Netz bzw. der Graph mit 50 Knoten (50 Bauteilen), jeder Zelle entspricht ein Knoten des Bayes-Netzes, d.h. ein Bauteil bzw. eine Bounding Box eines Bauteiles;
- zweidimensional (entspricht einem ebenen Graph, dem aufgebauten Bayes-Netz der Kirchen);
- synchron;
- mit Zellengedächtnis;
- gehört zur 1. Klasse und erreicht laut Definition einen stabilen Zustand nach der bestimmten Zeitperiode t .

Ein zellulärer Automat lässt sich über die Menge diskreter Zustände σ in jeder Zelle (Netz-Knoten) beschreiben:

$$\sigma \in \sum \equiv \{0, 1, 2, \dots, k - 1, k\} \quad (2.15)$$

Den Zuständen $\sigma(0, \dots, k)$ entsprechen die Wahrscheinlichkeiten P möglicher Bauteilformen (entsprechend dem Bauteiltyp und Bauteilsemantik, s. Abs. 2.2) zum Zeitpunkt t .

Der Zustand der Zellen ändert sich nach der Formerkennung in einer einzelnen Zelle. Die Zustandsänderung verläuft nach der Übergangsregel in den Zellen, die die Nachbarschaften N bilden (s. Abb. 2.27):

$$\sigma(Zelle)_0(t + 1, k(Zelle)_0, l(Zelle)_0) = \phi(\sigma(Zelle)(t, k(Zelle), l(Zelle)) | \sigma \in N(Zelle)_0) \quad (2.16)$$

mit

k - Anzahl der Zustände

l - Dimension des Zellularraumes R ($l = 50$ Knoten)

Die Anzahl der Zustände k entspricht der Anzahl möglicher Bauteilformen für den bestimmten Bauteil-Knoten im Bayes-Netz. Die Informationen stammen aus der Klassifikationstabelle der Bauteile (s. Abs. 2.2). Die Nachbarschaft N entsteht zwischen der zu erkennenden Zelle und zu ihr inzidenten erkannten Zellen (s. Abb. 2.27).

Der Prozess der Formerkennung und Rekonstruktion ist gerichtet, startet immer von der Zelle mit dem Bauteil-Knoten „Hauptraum“ und läuft iterativ weiter über die inzidenten Zellen in der Nachbarschaft N (s. Abb. 2.28).

Die Wahl des Hauptraumes als Start des Erkennungs- und Rekonstruktionsprozesses kann wie folgt begründet werden. Auch bei starker Zerstörung sind häufig die Wände (vollständig oder teilweise) erhalten geblieben. So ist die Wahrscheinlichkeit der Hauptraum-Anwesenheit wesentlich höher im Vergleich zu anderen Bauteilen. Außerdem gilt der Hauptraum als eine tragende Konstruktion für mehrere andere Bauteile (Dach, Kuppeln usw.), die Abwesenheit des Hauptraumes bedeutet somit logischerweise auch die Abwesenheit von solchen Bauteilen.

Da ein Bauteil-Knoten mehrere Kanten haben kann, wird gleichzeitig eine Menge von Zellen in der nächsten Prozess-Iteration betrachtet. Eine Prozess-Iteration endet mit der endgültigen Formerkennung bzw. Rekonstruktion in der zu erkennenden Zelle (Menge von Zellen).

Im Laufe des Prozesses entstehen in der Zeit t_i folgende Gruppen von Zellen:

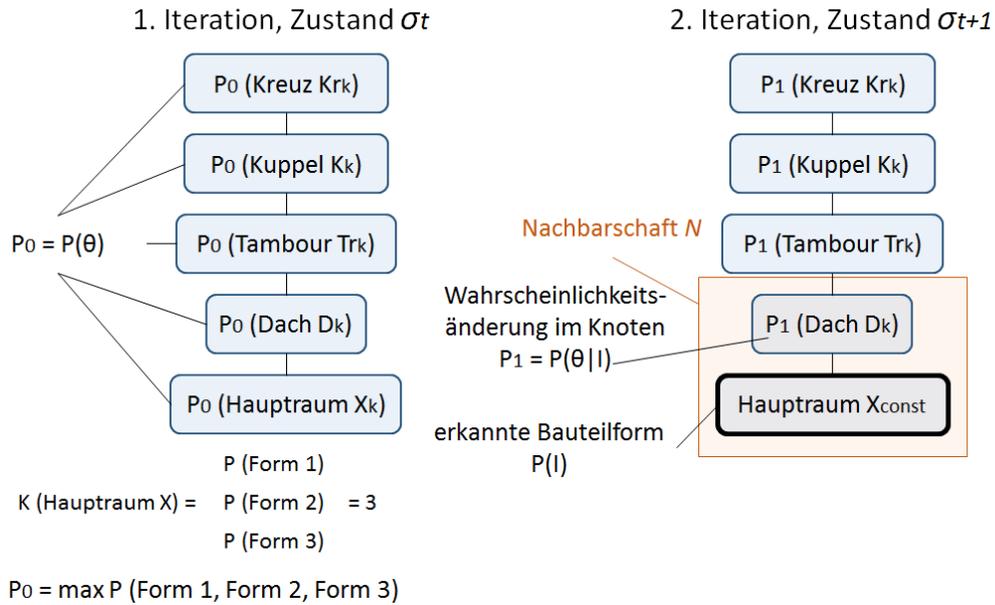


Abbildung 2.27: Zustandsänderung in den Netzzellen während der Erkennung einzelner Bauteile.

1. Erkannt - Zellen mit eindeutig erkannter und rekonstruierter geometrischer Bauteilform I (s. Abs. 2.4.2), deren Wahrscheinlichkeitszustand als $P(I)$ definiert wird;
2. Pending - Zellen, die den erkannten Zellen inzident sind (die zu erkennende Zellen) und deren Wahrscheinlichkeitszustand sich von $P(\theta)$ zu $P(\theta|I)$ ändert;
3. Leer - Zellen, die mit den erkannten Zellen nicht inzident sind und deren Wahrscheinlichkeitszustand man mit $P(\theta)$ beschreiben kann.

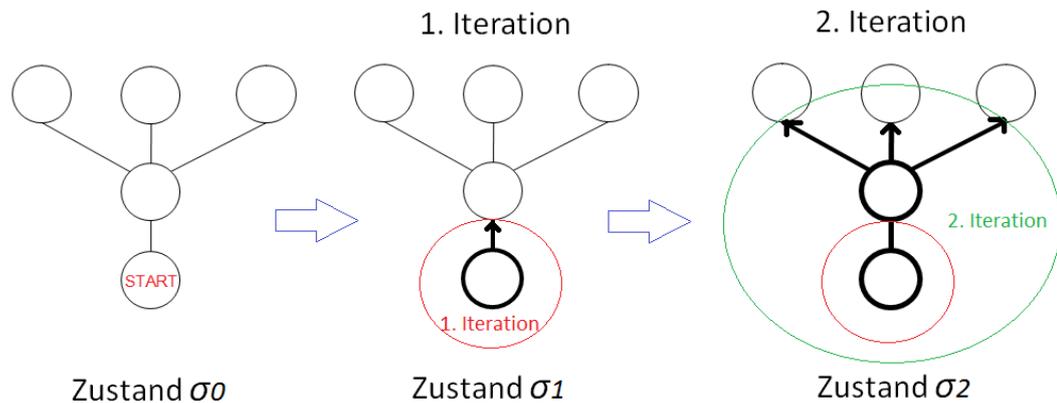


Abbildung 2.28: Verbreitung des Formerkennungs- und Rekonstruktionsprozesses im Zellarraum R durch Aktivierung von Kanten zwischen den inzidenten Zellen.

Am Anfang des Prozesses ist die Startzelle (z.B. die Zelle mit dem Hauptraum-Knoten) eine Pending-Zelle und ändert im Laufe der Formerkennung ihren Zustand zu erkannt. In den Pending-Zellen entsteht die Zustandsmenge σ

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_1, P_1(\text{Bauteilform}_1|I) \\ \sigma_2, P_2(\text{Bauteilform}_2|I) \\ \dots \\ \sigma_k, P_k(\text{Bauteilform}_k|I) \end{cases} \quad (2.17)$$

Wenn $\sigma : P_k = \max P_i$ wird die Überföhrungsfunktion $\delta(\sigma)$ mithilfe der Maximum-Likelihood-Methode bestimmt:

$$\delta(\sigma) : \sigma_{alt} \rightarrow \sigma_{neu} \sigma_j : P_j = \max P_i, i = 1, \dots, k \quad (2.18)$$

Das bedeutet, dass zur Erkennung und Rekonstruktion ein Approximationsmodell (Bauteilform) mit der im Vergleich zu anderen Modellen höchsten Wahrscheinlichkeit $\max P_i$ gewöhlt wird (Bauteilform i). Da I eine Menge der erkannten Bauteilformen (Zellen) identifiziert, wird die Wahrscheinlichkeit der zu erkennenden Bauteilform laut der Formel 2.11 berechnet (s. Abs. 2.4.2).

Im Laufe des Erkennungsprozesses können folgende Situationen in den Pending-Zellen entstehen:

1. Die geometrische Form des entsprechenden Bauteils wurde erkannt: die Pending-Zelle bekommt den Status „erkannt“ und wird in die Gruppe mit den erkannten Zellen eingefügt (entspricht den I -Bauteilen).
2. Die geometrische Form des entsprechenden Bauteils wurde nicht erkannt: in diesem Fall wird diese geometrische Form (Bauteilform i) nicht mehr betrachtet, der Zustand σ_i wird aus der Zustandsmenge σ für diese Zelle (Bauteilknoten) gelöscht und die Überföhrungsfunktion δ wird neu definiert:

$$\sigma_i \notin \sigma$$

dann

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_1, P_1(\text{Bauteilform}_1|I) \\ \sigma_2, P_2(\text{Bauteilform}_2|I) \\ \dots \\ \sigma_{k-1}, P_{k-1}(\text{Bauteilform}_{k-1}|I) \end{cases} \quad (2.19)$$

und

$$\delta(\sigma) : \sigma_{alt} \rightarrow \sigma_{neu} \sigma_j : P_j = \max P_i, i = 1, \dots, k - 1 \quad (2.20)$$

Im Fall, dass die geometrische Form erneut nicht erkannt wird, werden weitere Approximationsmodelle geordnet nach deren Wahrscheinlichkeit getestet.

Der Fall, dass keine Bauteilform erkannt wurde (es passt kein Approximationsmodell auch bei ausreichenden hypothetischen Erkennungskriterien), wird später in diesem Abschnitt beschrieben.

Der Status von den erkannten-Zellen ändert sich nicht mehr, was den hier entwickelten zellulären Automaten als „Automat mit Zellengedächtnis“ kennzeichnet (s. Abs. 2.4.1).

Der Status der leeren Zellen ändert sich auf „pending“ dann, wenn mindestens eine Kante die „leere“ Zelle mit den erkannten Zellen verbindet. Der beschriebene Prozess ist iterativ und endgültig, weil alle Zellen in einem bestimmten Schritt zuerst in Pending-Zellen umgewandelt werden und nur eine begrenzte Zeit proportional zur Anzahl von möglichen Zuständen für die Zelle bleiben können.

Der gesamte Prozess, startend mit der Punktwolkensegmentierung bis zur Rekonstruktion der gesamten Kirche, wird in Abb. 2.29 dargestellt.

Für die weitere Beschreibung des Prozesses werden folgende Begriffe definiert:

- „Pflicht-Bauteile“ (PB)

Während der Analyse der Datenbank „Statistik“ hat sich Folgendes ergeben: die Wahrscheinlichkeit der Anwesenheit von einzelnen Bauteilen ist signifikant hoch im Vergleich zu den anderen Bauteilen: $P \approx 1$. Das entspricht auch den kirchlichen Baukanons, da eine orthodoxe Kirche solche Bauteile unbedingt enthalten muss. Die Bauteilform spielt dabei keine Rolle. Als Beispiel können Hauptraum, Altarapsis, Hauptkuppel und Kreuz auf der Hauptkuppel genannt werden. Damit wird kanonisch eine Kirche als Sakralbaut identifiziert (und kein

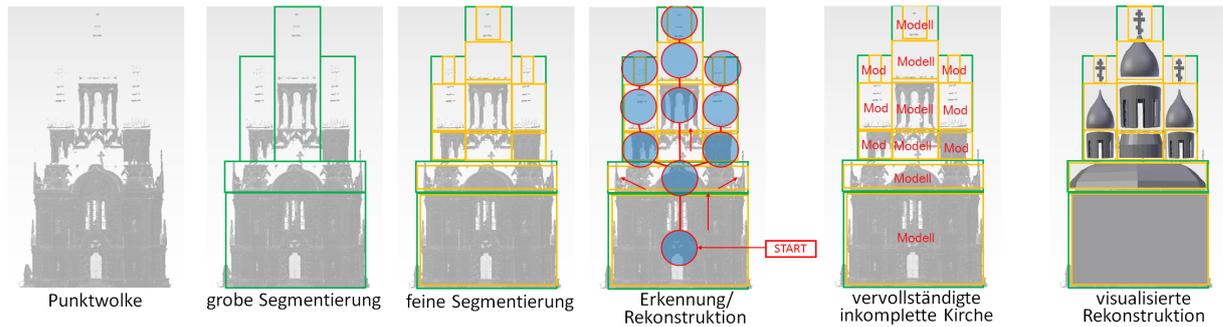


Abbildung 2.29: Ablaufschema des entwickelten Rekonstruktionsalgorithmus.

anderer Gebäudetyp). Solche Bauteile werden als „Pflicht-Bauteile“ (PB) definiert und im Netz gekennzeichnet.

- „Identische Bauteile“ (IB)

Wie in Abs. 2.2 betrachtet, entstehen die stilistischen Beziehungen zwischen den Bauteilen, die eine ähnliche funktionale Rolle spielen sowie identische geometrische Formen haben. Solche Bauteile werden als „identisch“ definiert (IB) und entsprechend im Bayes-Netz gekennzeichnet.

- „Identitätszweig“ (IZ)

Der Identitätszweig (IZ) ist eine Menge der Kanten, die die identischen Bauteile verbinden:

$$IZ = \sum E(IB) \quad (2.21)$$

Ein Identitätszweig bestimmt einen festen Zusammenhang in Form und Rolle zwischen den identischen Bauteilen.

- „Zuverlässige Zelle“ (ZZ)

Während des Algorithmus-Ablaufs entsteht die Situation, dass in der Nachbarschaft N ein Identitätszweig IZ_i entsteht. Da die identischen Bauteile IB in diesem Zweig identische geometrische Formen besitzen müssen, wird eine Zelle bestimmt, deren Bounding Boxes eine maximale Anzahl der Punkte im Vergleich zu anderen IB -Bounding Boxes aus dem identischen Zweig IZ_i hat, um Konflikte im Graph zu vermeiden. Diese Zellen werden im Laufe des Algorithmus als „zuverlässig“ identifiziert (ZZ), das Approximationsmodell zur Erkennung und Rekonstruktion dieser Zelle wird von den anderen IB -Zellen übernommen. Die Richtung der Kanten (bzw. Verbreitung des Erkennungs- und Rekonstruktionsprozesses) fängt dann an der zuverlässigen Zelle ZZ an und geht über zu den restlichen IB -Zellen (s. Abb. 2.30).

Bei der Algorithmus-Realisierung wurden folgende Bedingungen definiert:

- Im Fall der starken Zerstörung (Ruinen und Fundamentreste laut Charta [1964] wird das einfachste Modell der Kirche nach dem Ockhams-Prinzip wiederhergestellt, das nur aus den Pflichtbauteilen besteht.
- Falls die Bounding Box der zu erkennenden Zelle keine Punkte (der Kirchenpunktwolke) hat und das Bauteil kein Pflicht-Bauteil ist, wird die Bounding Box dieses Bauteils gelöscht, der Bauteiltyp auf 0 gesetzt (s. Abs. 2.4.2, „0“-Bauteile) und nicht rekonstruiert (wiederhergestellt);
- Falls die Bounding Box der zu erkennenden Zelle keine Punkte hat, das Bauteil jedoch ein Pflicht-Bauteil ist, wird in seiner Bounding Box die wahrscheinlichste Form rekonstruiert

(die dazu gehörende Automat-Zelle wird als erkannt definiert und übernimmt die Wahrscheinlichkeit der rekonstruierten Form).

- Falls die Bounding Box der zu erkennenden Zelle Punkte besitzt, das Bauteil jedoch kein Pflicht-Bauteil ist, wird das Bauteil rekonstruiert.
- Hypothetisch kann die Klassifikationstabelle nicht alle Bauteilformen enthalten. Für die zukünftige Anwendung des Algorithmus werden die Bauteile, die im Laufe des Formerkennungsprozesses als „nicht enthalten in der „Statistik“-Datenbank “ bestimmt wurden, als Bauteile „mit neuer Form“ indexiert und vom weiteren Prozess ausgeschlossen. In diesem Fall werden solche Bauteil-Zellen übersprungen und als Start zur nächsten Prozess-Iteration gilt die erkannte Zelle aus der vorherigen Iteration. In dieser Arbeit wird die wahrscheinlichste Form für solche Bauteile approximiert.

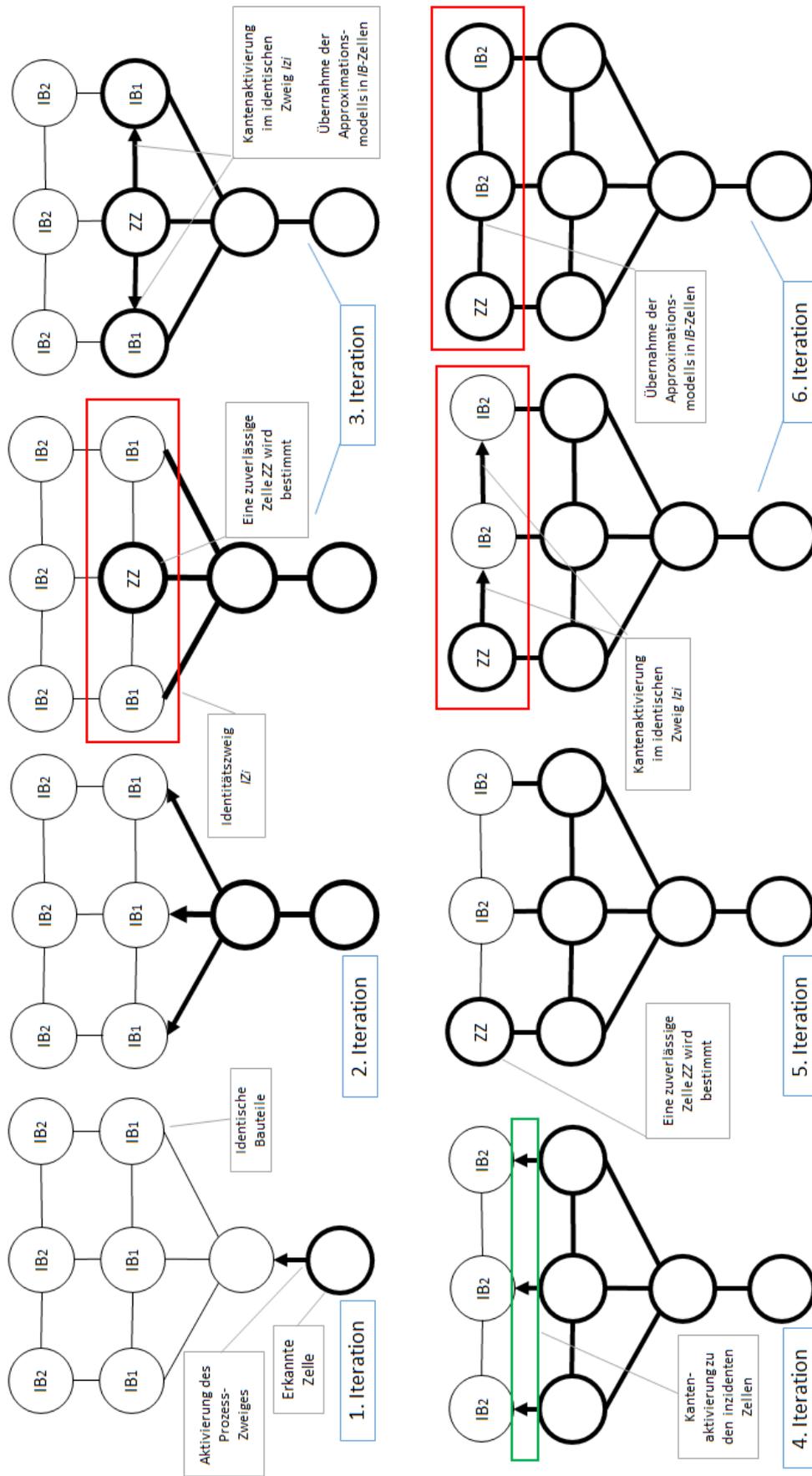


Abbildung 2.30: Prozess-Verbreitung im Fall der Identitätszweige.

3 Lösungsansätze zur Realisierung des Rekonstruktionsalgorithmus

3.1 Ziele

Die Erkennung von geometrischen Formen aus Bildern und Punktwolken ist seit langem ein intensiver Forschungsschwerpunkt in Bildverarbeitung, Photogrammetrie und Computer Vision. Die im Abs. 1.4.2 betrachtete Methodik weist ein reiches Spektrum unterschiedlicher Verfahren und Ansätze auf. Die vorliegende Literaturrecherche zeigt, dass die Auswahl einer geeigneten Formerkennungsmethode von verschiedenen Faktoren abhängig ist.

Das Ziel dieses Kapitels ist zu zeigen,

- welche Methoden zur Formerkennung von komplexen kirchlichen Bauteilen angewendet werden können,
- welche Merkmale dabei extrahiert werden sollen,
- welche Rolle das Objektwissen in der Merkmalextraktion und Erkennung spielt.

Im Rahmen dieser Arbeit werden folgende Lösungsansätze entwickelt und in diesem Kapitel präsentiert:

- Methode zur Erkennung der Kuppel- und Tambourform;
- Methode zur Erkennung der Hauptraumform.

Die Kuppeloberfläche selbst kann als NURBS-Oberfläche definiert werden. Der Kuppelblock (Kuppel und Tambour) stellt ein achssymmetrisches Objekt dar, das durch die Rotation der Profillinie entsteht. Die Erkennung der Profillinie basiert auf der Auswahl einer approximierenden Kurve und Extraktion der kritischen Punkte, die diese Form beschreiben. Im horizontalen Schnitt sind Kuppel und Tambour zentralsymmetrisch und können entweder einen Kreis oder ein Polygon bilden. Diese Eigenschaften werden bei der Formerkennung und Rekonstruktion berücksichtigt.

Der Hauptraum kann in der Regel als Kombination von geometrischen Primitiven betrachtet werden (z.B. Ebenen). Das Hauptraumvolumen entsteht durch die Extrusion einer Form im Grundriss, die nach der Generalisierung ein Symbol bildet (z.B. Rechteck, Kreuz, Stern usw.). Für die Erkennung der Hauptraumform sind Anzahl und Orientierung der Ecken in der Grundrissprojektion wichtig bzw. deren Abwesenheit im Fall eines kreisförmigen Grundrisses.

In beiden Fällen werden die Objekte für die Erkennung mithilfe der Segmentierung in Form von Bounding Boxes lokalisiert. Erkannt und später rekonstruiert wird anschließend eine generalisierte Form des Objektes ohne feine Details, z.B. Dekorationen.

Die entwickelten Lösungsansätze sind ein Beispiel dafür, dass die unterschiedlichen Objektformen, NURBS oder Kombination aus geometrischen Primitiven, eigene Erkennungsmethoden und Untersuchungsweisen benötigen. Dabei ist die Methode der Kurvenerkennung im Fall der Kuppelform für die Erkennung des Hauptraumes ungeeignet, dessen Grundriss in den meisten Fällen aus geraden Linienstücken besteht.

Durch diesen Zusammenhang wird auch die Idee unterstützt, dass die in dieser Arbeit präsentierte automatische Auswahl der Formerkennungsmethode hilfreich und erforderlich ist.

3.2 Erkennung der Kuppel- und Tambourform

3.2.1 Beschreibung der geometrischen Form

Die analytische Beschreibung der Kuppelform ist für die Testdatensimulation und die weitere Formrekonstruktion notwendig. Außerdem wird dadurch definiert, welche Merkmalpunkte für die Formerkennung extrahiert werden müssen. Wie oben beschrieben, entsteht der Kuppelblock durch die Drehung einer Profillinie um die vertikale Z-Achse. So wird die Kuppelkonstruktion bei der analytischen Beschreibung als achssymmetrischer Rotationskörper mit freier Profillinie repräsentiert. Für die Klassifikation ist es insbesondere im Kontext der Punktwolken wichtig, eine minimale Parameteranzahl zu finden, mit der ein ganzes Spektrum von Objektvariationen beschrieben werden kann. In diesem Fall ist es sinnvoll, Größe und Proportionen von allen Kuppeln mit einer bestimmten Parametermenge zu beschreiben. Falls die Rotationsachse bekannt ist, ist nur noch die Parameterschätzung der Profillinie (2D-Kurve) erforderlich. Anhand der Messwerte bzw. der Punkte aus der Punktwolke wird eine stetige Funktion gefunden, die die Profilmform approximiert. Bei der Darstellung der Kuppelkonstruktion als Rotationskörper 2. Ordnung im sphärischen Koordinatensystem entsteht nur eine begrenzte Anzahl von Formenvariationen (Gerade, Parabel, Ellipse usw.). Eine reichere Formenvielfalt ergibt sich durch Lamé-Kurven, die eine Reihe von Superellipsen darstellen (s. Abb. 3.1,a). Die Form der Ellipsen hängt vom Parameter n ab. Die Funktion lässt sich in kartesischen Koordinaten wie folgt darstellen:

$$\left(\frac{x}{a}\right)^n + \left(\frac{y}{b}\right)^n = 1 \quad (3.1)$$

mit a , b : die Halbachsen.

Mit den Lamé-Kurven lassen sich die einfachen Kuppelformen beschreiben (Zwiebel- oder Helmform), für die Beschreibung von komplexen geometrischen Kuppelformen sind sie jedoch nicht geeignet.

In Reverse Engineering und Architektur haben Bezier- und Spline-Kurven (z.B. basierend auf Bernstein-Polynomen) breite Verwendung gefunden, die eine reiche Formenvielfalt darstellen können.

Bezier-Kurven lassen sich mathematisch wie folgt beschreiben:

$$B(t) = \sum_{k=0}^n P_k b_{k,n}(t), 0 \leq t \leq 1 \quad (3.2)$$

mit

P_k : Funktion von der Vektorkomponente der Kontrollpunkte P_i , ($i = 1, \dots, n$);

$b_{k,n}(t)$: Basis-Funktionen der Bezier-Kurve;

t : Parameter zur Beschreibung der Kurvenkoordinaten.

Die Kontrollpunkte P bilden einen räumlichen Polygonzug, der den Verlauf der Kurve zeigt (s. Abb. 3.1,b). Die Kurve selbst verläuft nicht durch die Kontrollpunkte, was für die Erkennung anhand der vorhandenen Punkte in der Punktwolke nicht günstig ist. Außerdem ergibt sich ein wesentlicher Fehler beim Tangentenaufbau zur Kuppeloberfläche in der Punktwolke, der größer als die Abweichung der Koordinatenbestimmung auf der Kuppeloberfläche ist. Eine spezifische Eigenschaft der Bezier-Kurven besteht darin, dass die Lage der parametrischen Tangente eine größere Auswirkung auf die Kurvenform als auf die Koordinaten der Kurvenpunkte hat. Dabei wird die Prozedur der Objektklassifizierung und Abspeicherung bei Verwendung des Satzes von

Tangent-Segmenten mit den Endpunktkoordinaten erschwert. Alternativ könnte die Tangentenangabe mithilfe von normalisierten Vektoren erfolgen, was aber bei der Fehlerbestimmung nicht hilft.

Alternativ kommt die Interpolation mit einem kubischen Spline $S(x)$ in Frage. Die Funktion $S(x)$ wird auf einem Intervall $[a, b]$ definiert, das in N Linienstücke $[x_{i-1}, x_i]$ mit $a = x_0 < x_1 < \dots < x_N = b$ geteilt wird. Jedes Linienstück wird durch ein Polynom 3. Grades beschrieben:

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (3.3)$$

Die Spline-Kurve selbst verläuft über die Basispunkte. Ihre Anwendung ist in diesem Fall jedoch problematisch, da

- ihre Parameter (sowie die Kurvenform) sehr von den stückweise definierten Intervallen abhängig sind und
- mehrere Intervalle bzw. Knoten für die Approximation benötigen, was wegen der Abspeicherung einer großen Menge von Koeffizienten redundant ist (s. Abb. 3.1,c).

Eine weitere Möglichkeit besteht darin, die Profillinie durch ein Polynom zu approximieren, dessen Koeffizienten anhand von Koordinaten der kritischen Punkte bestimmt werden (s. Abb. 3.1,d).

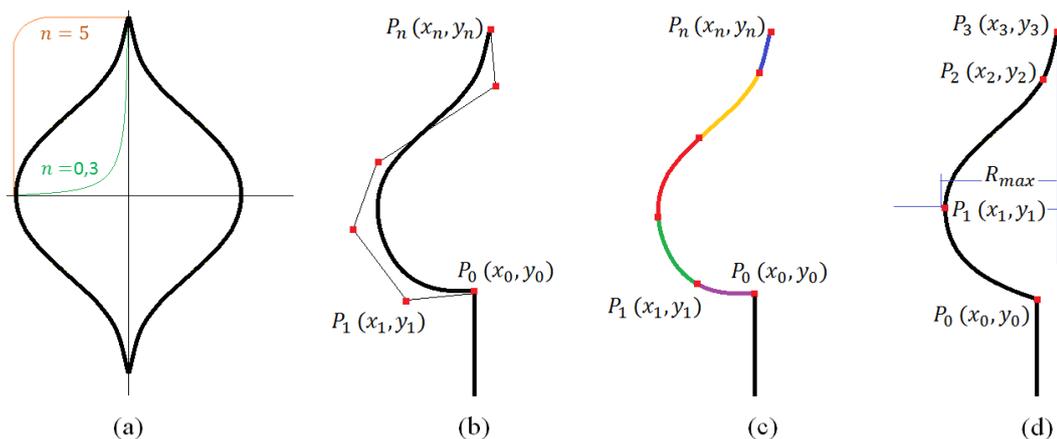


Abbildung 3.1: Unterschiedliche Varianten der Approximation einer Kuppelprofilinie: *a* - mit Lamé-Kurven, *b* - mit Bezier-Kurve, *c* - mit kubischem Spline, *d* - mit Polynom.

Die Polynominterpolation einer Funktion $f(x)$ auf einem Intervall $[a, b]$ bedeutet den Aufbau eines Polynoms $P_n(x)$, das

- genau über vorgegebene Punkte P_i verläuft;
- dessen Grad niedriger und gleich n ist.

$$P_n(x_i) = a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + \dots + a_nx_i^n = f(x_i) \quad (3.4)$$

Als vorgegebene Punkte dienen die Merkmalspunkte, die aus einer Kuppelpunktwolke extrahiert werden. Für die Polynominterpolation sowie die Merkmalsextraktion werden folgende Punkte genommen (s. Abb. 3.1,d):

- an der Kuppelbasis (bzw. Tambourscheitel): $P_0(x_0; y_0)$,
- am maximalen Durchmesser: $P_1(x_1; y_1)$,
- Bruchpunkt (oder seinen Nachbarnpunkt): $P_2(x_2; y_2)$,
- an der Kuppelspitze: $P_3(x_3; y_3)$.

Als Test wurde ein Kuppelprofil mithilfe der Beispielkoordinaten $[x_0, y_0, \dots, x_3; y_3 = 0]$ zuerst mit einem Spline interpoliert. Die Beispielkoordinaten entstanden anhand der Digitalisierung eines frei gewählten typischen Kuppelprofils im lokalen Koordinatensystem (s. Abb. 3.2). Der Punkt an der Kuppelspitze liegt an der Drehachse X und wird auf $y_3 = 0$ gesetzt. Die approximierte

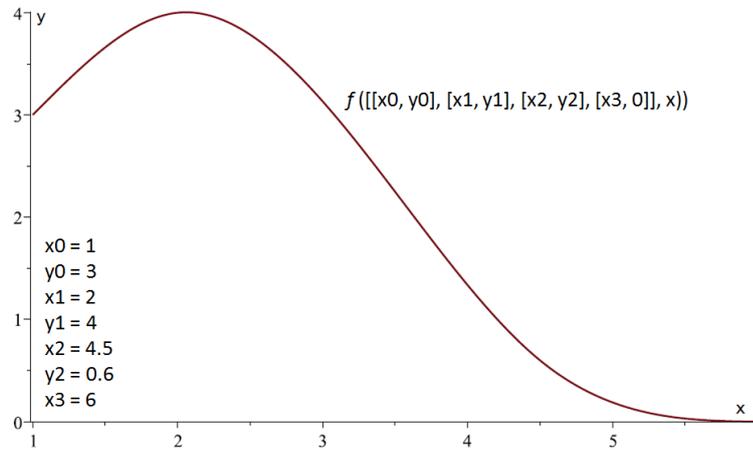


Abbildung 3.2: Spline-Interpolation der Profilkurve einer Zwiebelkuppel.

Profilform stimmt mit dem originalen gewählten Kuppelprofil überein. Da man auf die Spline-Interpolation aus o.g. Gründen verzichtet, besteht die Aufgabe darin, ein Polynom zu finden, das dasselbe Ergebnis liefert. Dabei sollte ein Polynomgrad definiert werden, der höher als drei ist (niedrigerer Grad definiert Geraden und Parabeln).

Zuerst wird die Interpolation mit einem kubischen Polynom getestet:

$$f(x) = (ax^2 + bx + c)(x - x_3) = ax^3 - ax^2x_3 + bx^2 - bxx_3 + cx - cx_3 \quad (3.5)$$

Die Kuppelspitze mit Koordinaten $(x_3; y_3)$ gehört zu einer Polynomlösung (Polynom-Nullstelle), weil sie an der OX -Achse liegt. Dabei gilt: $y_3 = 0, x_3 = const$ (s. Abb. 3.2). Anhand eines rechnerischen Experimentes wurde bestimmt, dass die Approximation das Kuppelprofil im Punkt P_3 nicht gut angenähert hat. Der Grad wurde daher auf vier gesetzt. Die Erhöhung des Polynomgrades wird mittels Quadrieren des Terms $(x - x_3)$ durchgeführt. Dabei ist es nicht nötig, die Anzahl der Parameter zu ändern, weil der P_3 als Polynomlösung dient. Das gesuchte Polynom ist ein Produkt eines quadratischen Polynoms mit quadrierter Subtraktion:

$$f(x) = (ax^2 + bx + c)(x - x_3)^2 \quad (3.6)$$

Wie bereits erwähnt, bleibt die gemeinsame Parameteranzahl gleich 4, einer der Parameter (x_3) ist jedoch schon bekannt. Als Folge müssen nur noch die restlichen drei Parameter $(a; b; c)$ des quadratischen Polynoms anhand der oben bestimmten kritischen Punkte bestimmt werden.

Das Polynom 4. Grades wird weiter für die Beschreibung der Profillinien von Kuppeln gewählt. Mithilfe des Computeralgebra-Systems Maple und PCL (Point Cloud Library) werden die Punktwolken der Kuppeln für die weitere Analyse und Untersuchungen generiert.

3.2.2 Algorithmus zur Formerkennung

Bei der Formerkennung und Rekonstruktion sind folgende Faktoren entscheidend:

- Form der Profillinie,
- Form des horizontalen Schnittes (Kreis oder Polygon).

Bei der Formerkennung und Rekonstruktion des Kuppelblocks unterscheidet man folgende Konstruktionstypen (s. Abb. 3.3):

- glatt (glatte Kuppel und zylindrischer Tambour),
- gerippt (Zwickelkuppel und prismatischer Tambour).

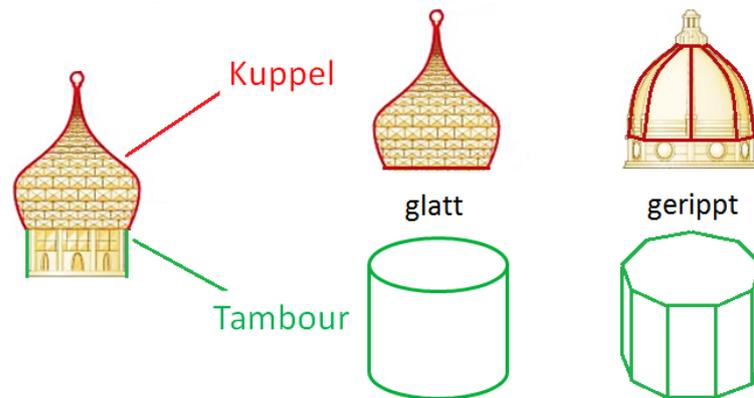


Abbildung 3.3: Formen der Kuppeloberfläche: links – glatte Kuppel/Tambour; rechts – Zwickelkuppel/Tambour.

Die glatten Kuppeln werden als Rotationskörper modelliert, für deren Rekonstruktion lediglich die Erkennung bzw. Rekonstruktion der Profillinie erforderlich ist. Bei den Zwickelkuppeln muss zusätzlich die Anzahl der Kuppelsegmente bestimmt werden. Dasselbe gilt auch für den Tambour.

Grundsätzlich umfasst die Formerkennungsprozedur folgende Schritte, die in Abb. 3.4 dargestellt sind.

Für die Erkennung der Tambourform ist die Schätzung des horizontalen Schnittes an der Basis ausreichend, seine Form wird demnächst entsprechend der Datenbank „Statistik“ klassifiziert.

Filterung der Punktwolke

Unter Filterung wird in diesem Abschnitt das Downsampling der Punktwolke verstanden. Dabei wird die Punktwolke mithilfe eines Voxelgitters (voxel grid) eingeteilt. Die Punkte innerhalb eines Voxels werden durch ihren Schwerpunkt ersetzt. Die Filterung der Punktwolke

- dient zur Reduktion der Datenmenge von Punktwolken entsprechend der gewünschten räumlichen Auflösung und Modellierungsgenauigkeit;
- ermöglicht, überflüssige Berechnungen zu vermeiden und
- damit die Prozessierung zu beschleunigen;
- ermöglicht eine gleichmäßige Verteilung von Punkten;
- vermindert mögliche Unregelmäßigkeiten (Rauschen, Messabweichungen) der Punktwolke.

In horizontaler Ebene bilden die Voxel Schichten, deren Seitengröße später als Leaf bezeichnet wird (s. Abb. 3.5). Die entstandenen horizontalen Voxel-Schichten werden für die Formerkennung des horizontalen Schnittes verwendet.

Extraktion der Kuppelblockachse

Die Extraktion der Kuppelachse ist ein wichtiger Schritt in der Formerkennung des gesamten Kuppelblocks. Die extrahierte Achse definiert

- die Rotationsachse für die Rekonstruktion der Kuppeloberfläche und
- den Symmetriepunkt des zentralsymmetrischen horizontalen Schnittes, um die glatte oder gerippte Konstruktion zu detektieren (s. Abb. 3.6).

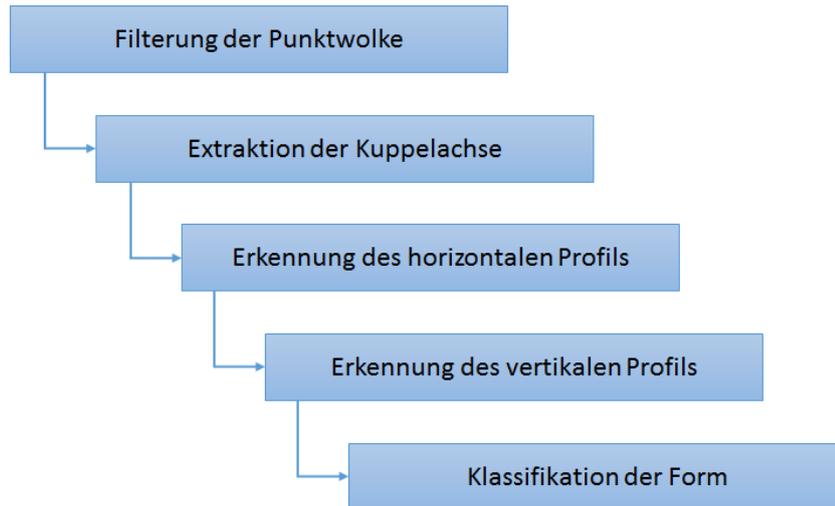


Abbildung 3.4: Schritte der Formerkennung der Kuppelform.

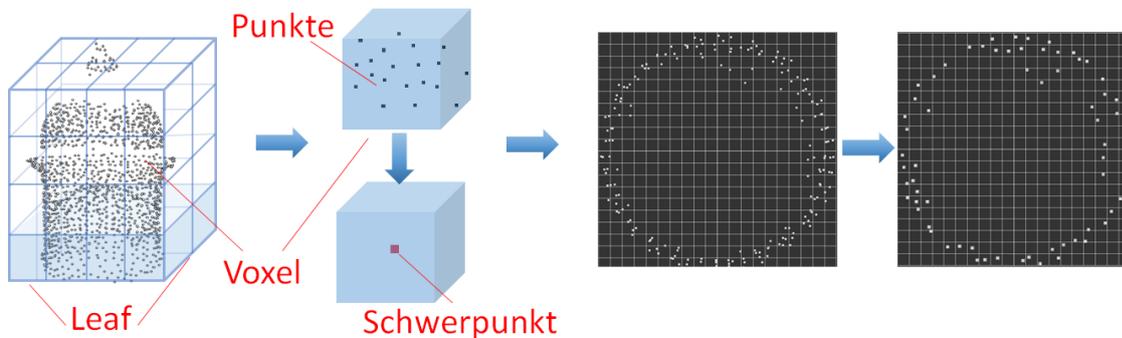


Abbildung 3.5: Downsampling der Punktwolke: Aufteilung der Punktwolke in Voxel, Ersatz der Punkte im Voxel durch den Schwerpunkt, horizontale Schicht (Leaf) nach dem Downsampling (hier: horizontale Projektion einer Schicht)

Die Extraktion der Tambour- und Kuppelachse basiert grundsätzlich auf zwei Schritten:

- Suche nach dem Symmetriepunkt in jeder Voxel-Schicht;
- Aufbau der Rotationsachse anhand der geschätzten Symmetriepunkte.

Die Extraktion der Rotationsachse ist keine triviale Aufgabe und kann durch folgende Faktoren behindert werden:

- Kuppel und/oder Tambour sind geneigt;
- Kuppel und Tambour sind teilweise zerstört;
- die Punkte der Kuppel- und Tambourpunktwolken sind ungleichmäßig verteilt.

Da die Kuppel und der Tambour unterschiedlich geneigt sein können, werden ihre Achsen separat geschätzt (s. Abb. 3.7,a).

Im Fall der inkompletten Daten (Zerstörung) oder ungleichmäßigen Punktverteilung ist es schwierig, die wahre Position eines Symmetriepunktes in der Voxel-Schicht zu bestimmen, da der Schwerpunkt einer ungleich dichten Punktwolke sich signifikant vom Symmetriepunkt unterscheiden kann (s. Abb.3.7,b).

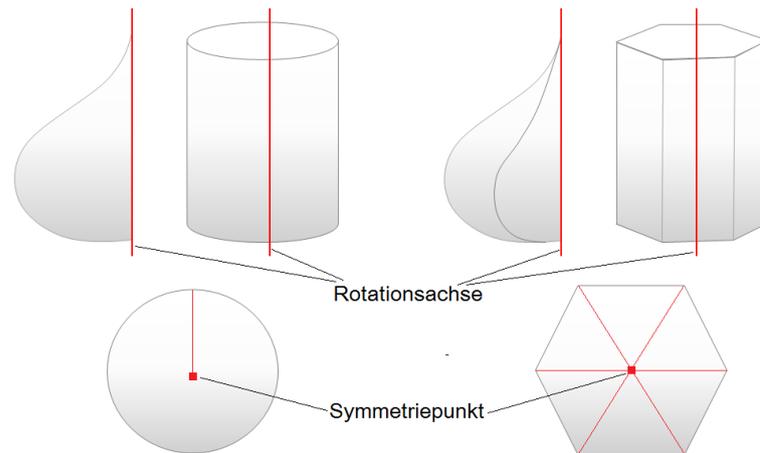


Abbildung 3.6: Rotationsachse als Symmetriepunkt für die Formen des Kuppelblocks.

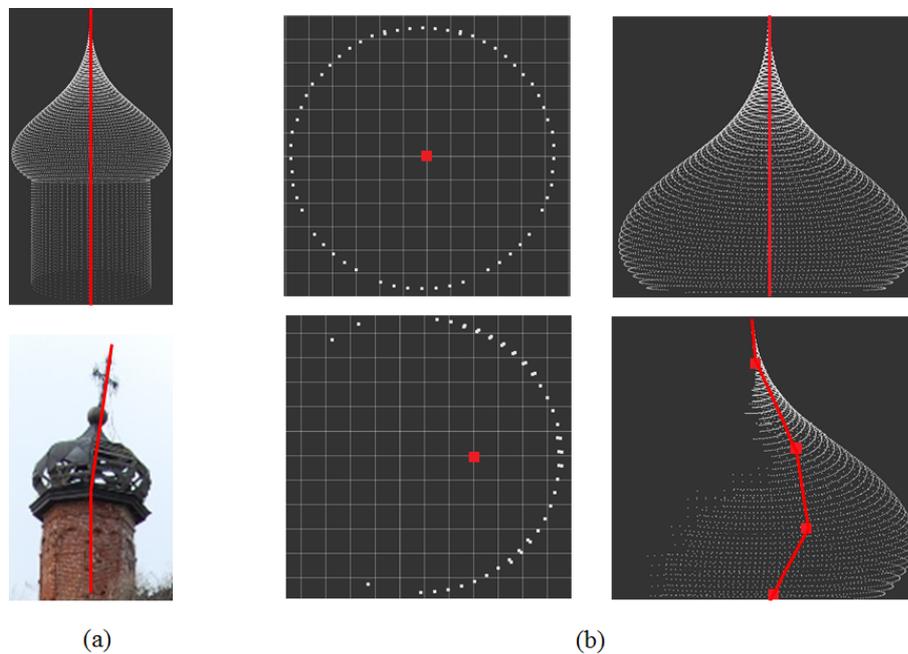


Abbildung 3.7: Positionsbestimmung der Rotationsachse im Kuppelblock: *a* - Abweichung der Kuppel- und Tambourachse voneinander (oben - Idealfall, unten - reale Möglichkeit); *b* - Abweichung Schwerpunktes (unten) vom zentralsymmetrischen Schwerpunkt im Idealfall (oben) und deren Einwirkung auf den Achsenverlauf.

Suche nach dem Symmetriepunkt

Falls die Daten wegen Zerstörung oder mangelhafter Aufnahme unvollständig sind, ist es notwendig, den Symmetriepunkt nicht als Schwerpunkt, sondern als Kreiszentrum zu bestimmen, zu dem alle Punkte in der Voxel-Schicht maximal intendieren. Es stellt das gezielte Ergebnis sicher, benötigt aber eine zusätzliche Optimierung des Kreises in jeder Voxel-Schicht. In diesem Fall besteht die Suche nach einem Symmetriepunkt in der Schätzung des Kreiscentrums, die in jeder Voxel-Schicht von unten nach oben relativ zur vertikalen Z-Achse wie folgt abläuft:

1. Alle Punkte in einer Voxel-Schicht werden auf die horizontale XY-Grundrissebene projiziert ($z = 0$).
2. Alle Voxel-Schichten, die mindestens drei Punkte erhalten, werden wie folgt analysiert: Da es noch nicht bekannt ist, ob die Bauteilstruktur glatt oder gerippt ist, werden die Parameter

eines Um- und Inkreises für ein mögliches Polygon im horizontalen Schnitt geschätzt (s. Abb. 3.8).

- Schätzung der Umkreis-Parameter:

Dafür werden drei Punkte wie folgt gewählt:

- zuerst werden zwei Punkte mit maximalem Abstand $D_{max}(1)$ zueinander (P_1, P_2) geschätzt,
- dann wird der dritte Punkt gefunden, dessen Abstand $D_{max}(2)$ maximal von den ersten beiden Punkten ist (P_3).

Anhand dieser Punkte werden die Koordinaten des Kreiscentrums und der Radius definiert.

- Schätzung der Inkreis-Parameter:

Nachdem die Koordinaten des Umkreiscentrums bestimmt wurden, werden maximale und minimale Abstände vom Zentrum zu den Voxelschicht-Punkten geschätzt (R_{max}, R_{min}). Falls diese Abstände in einem begrenzten benutzerdefinierten Bereich streuen, entsprechen sie dem Radius eines Um- oder Inkreises. Die maximalen Abstände entsprechen dann dem Umkreis-Radius, die minimalen Abstände dem Inkreis-Radius.

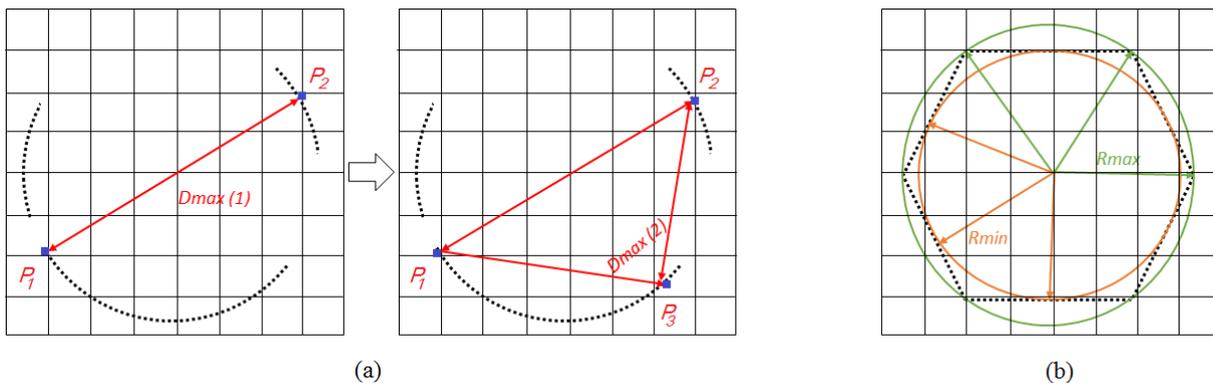


Abbildung 3.8: Schätzung der Kreisparameter: a - Auswahl der drei Punkte, b - Abstandsschätzung vom Kreiszentrum zu den Punkten in der Voxel-Schicht

- Optimierung der Kreisparameter:

Die Kreisparameter werden mithilfe des CG-Verfahrens (conjugate gradients) präzisiert, um die Summe der Abstandsquadrate zwischen dem extrahierten Kreis und den Punkten in der Voxel-Schicht zu minimieren.

3. In jeder Voxel-Schicht werden die Radius- und Höhenwerte der Schicht abgespeichert.

Aufbau der Rotationsachse

Aus den berechneten Koordinaten der Kreiscentren wird die Rotationsachse abgeleitet. Da die Rotationsachse für die Kuppel und den Tambour separat bestimmt wird, wird in beiden Fällen die Gerade anhand der berechneten Punkten gefittet (s. Abb. 3.9). Die Geradeparameter werden mithilfe des CG-Verfahrens optimiert.

Erkennung des horizontalen Profils

Wie oben betrachtet, werden für die Detektion eines möglichen Polygons die maximalen und minimalen Abstände (R_{max}, R_{min}) geschätzt.

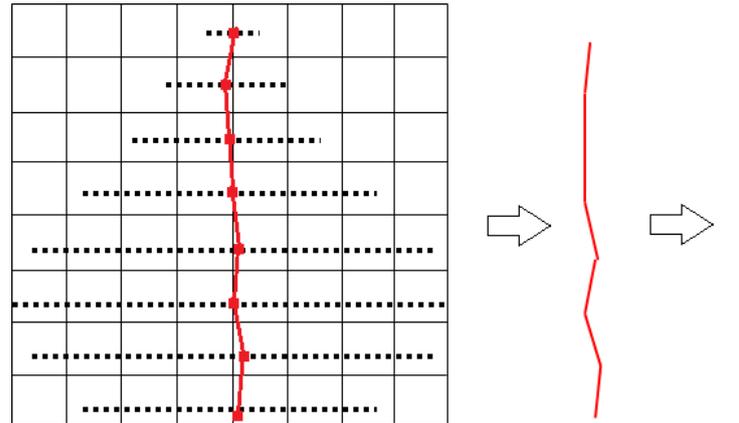


Abbildung 3.9: Extraktion und Optimierung der Achse.

Falls die Abweichung zwischen maximalen und minimalen Abständen relativ gering ist und unter dem benutzerdefinierten Grenzwert liegt, wird nur ein Kreis im horizontalen Profil erkannt. Das zeigt, dass das Bauelement eine glatte Struktur hat. Für eine glatte Bauteilstruktur werden die Parameter des optimierten Kreises zur Formrekonstruktion des horizontalen Profils übernommen. In diesem Fall sind für die Schätzung des Kreises mindestens drei Punkte in der Voxel-Schicht nach dem Voxelgitter-Downsampling erforderlich.

Ansonsten hat das Bauteil eine gerippte Struktur mit einem regelmäßigen Polygon im horizontalen Schnitt, in dem maximale Abstände R_{max} einen Umkreis und minimale Abstände R_{min} einen Inkreis bilden (s. Abb. 3.8). Für die Schätzung der gerippten Strukturen sind mindestens sechs Punkte in der Voxel-Schicht nach dem Voxelgitter-Downsampling erforderlich.

Anhand der optimierten Um- und Inkreis-Parametern kann die Anzahl der Polygonseiten n wie folgt bestimmt werden:

$$n = 180^\circ / \arccos\left(\frac{R_{min}}{R_{max}}\right) \quad (3.7)$$

Dabei wird auch der Winkel geschätzt, der die Richtung auf das erst gefundene Maximum definiert. Die Parameter werden wiederum mithilfe des CG-Verfahrens (relativ zum Polygon) optimiert. Die Schätzung der Seitenanzahl und des Winkels ist jedoch nur dann möglich, wenn jede Polygonseite mindestens durch drei Punkte in der Voxel-Schicht nach dem Voxelgitter-Downsampling repräsentiert wird.

Erkennung des vertikalen Profils der Kuppel

Die Erkennung eines vertikalen Profils ist eher für die Erkennung der Kuppelform relevant, da das vertikale Tambourprofil eine Gerade bildet. Die Methode könnte trotzdem für mögliche kompliziertere Formen des vertikalen Tambourprofils verwendet werden. In diesem Fall ist die zusätzliche Untersuchung und Beschreibung solcher Tambourprofile erforderlich. In diesem Abschnitt wird die Erkennung des vertikalen Profils nur für die Kuppeln dargestellt, da die entwickelte Datenbank „Statistik“ keine komplizierten Profilformen enthält. Nach der Untersuchung von allen Schichten entstehen Arrays mit folgenden Werten:

- Schichthöhe;
- Schichtradius (des optimierten Kreises, s. Abs. 3.2.2);
- optimierte Position der Rotationsachse (separat für Kuppel und Tambour);
- optional die Polygonparameter des horizontalen Schnittes.

Die Analyse der resultierenden Arrays wird für die Parameterschätzung der Profillinie verwendet. Mithilfe der numerischen Differentiation werden die erste und zweite Ableitung anhand der oben geschätzten Werten (Schichthöhe und -radius) berechnet.

Abbildung 3.10 zeigt die Berechnungsergebnisse für unterschiedliche Leaf-Größen. Aus dieser

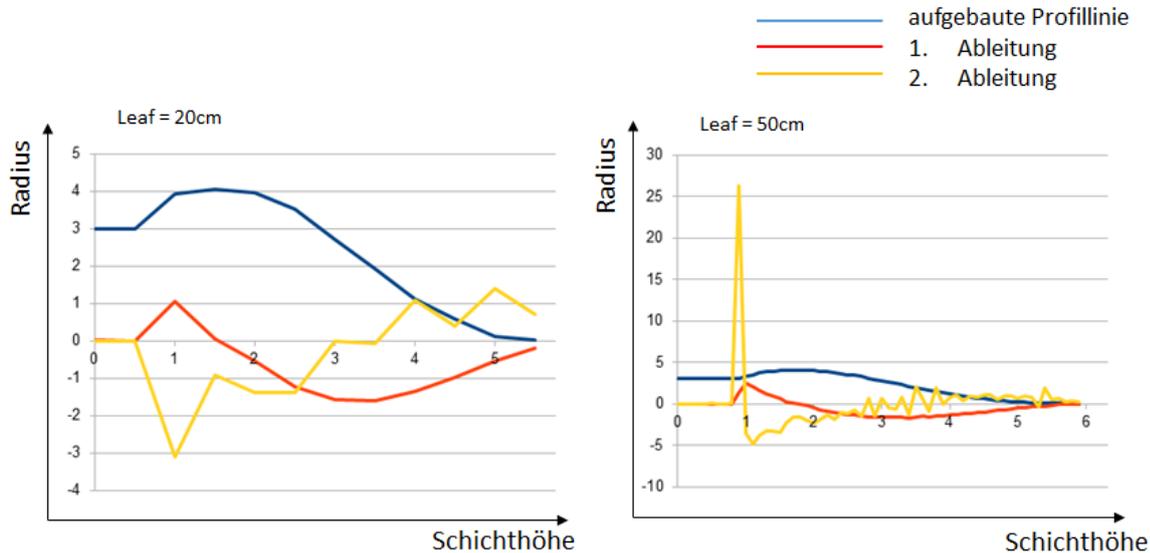


Abbildung 3.10: Differenzierungsergebnisse der aufgebauten Profillinie für unterschiedliche Leaf-Größen.

Abbildung wird offensichtlich, dass die zweite Ableitung für die Profilanalyse ungünstig ist, da sie starke Oszillationen für unterschiedliche Leaf-Größen aufweist. Anhand der Analyse der ersten Ableitung können folgende Merkmalspunkte gefunden werden (s. Abb. 3.11):

- Tambourscheitel P_0 : da ein Tambour einen konstanten Radius besitzt, ändert sich die erste Ableitung seiner Profillinie zunächst nicht, steigt dann beim Übergang zur Kuppel rasch und wird positiv;
- Äquator P_1 (der breiteste Mittelteil der Kuppel): die Funktion ist maximal, die 1. Ableitung ändert sich von positiv zu negativ;
- Wendepunkt P_2 : die Ableitungsfunktion ist minimal, die 2. Ableitung ist null;
- Kuppelspitze P_3 : die Funktion ist nahe null, ebenso die 1. Ableitung.

Die Modellparameter a , b , c und x_3 werden anhand der Koordinaten von gefundenen Merkmalspunkten berechnet und mithilfe der Methode der kleinsten Quadrate optimiert. Ein Beispiel der Parameterschätzung ist in Abb. 3.12 dargestellt.

Basierend auf diesen Daten wird die vertikale Profilkurve rekonstruiert (s. Abb. 3.13).

Klassifikation der Kuppel- und Tambourform

Die Klassifikation der Kuppelform basiert auf den erkannten horizontalen und vertikalen Profilverhalten, für den Tambour ist die Erkennung des horizontalen Profils in unserem Fall ausreichend. Für die Tambourform können folgende Eigenschaften klassifiziert werden:

- Glatte Struktur mit einem Kreis im horizontalen Schnitt
- Gerippte Struktur, für die Folgendes gilt:

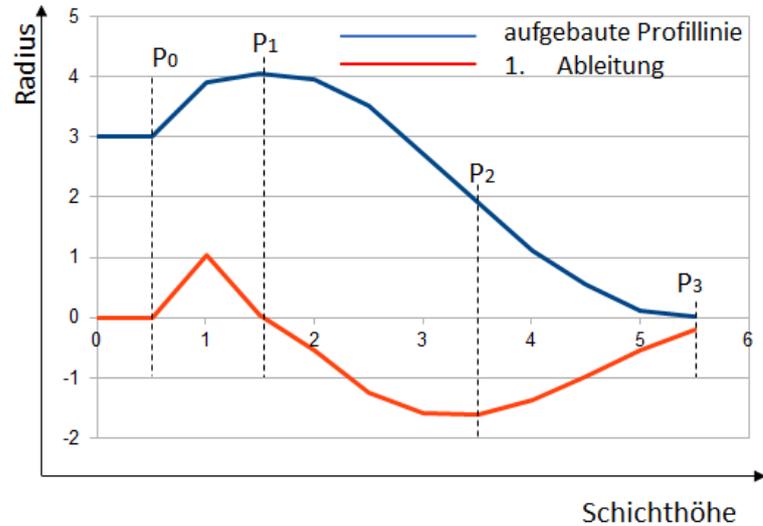


Abbildung 3.11: Extraktion der Merkmalspunkte anhand der Ableitungsanalyse.

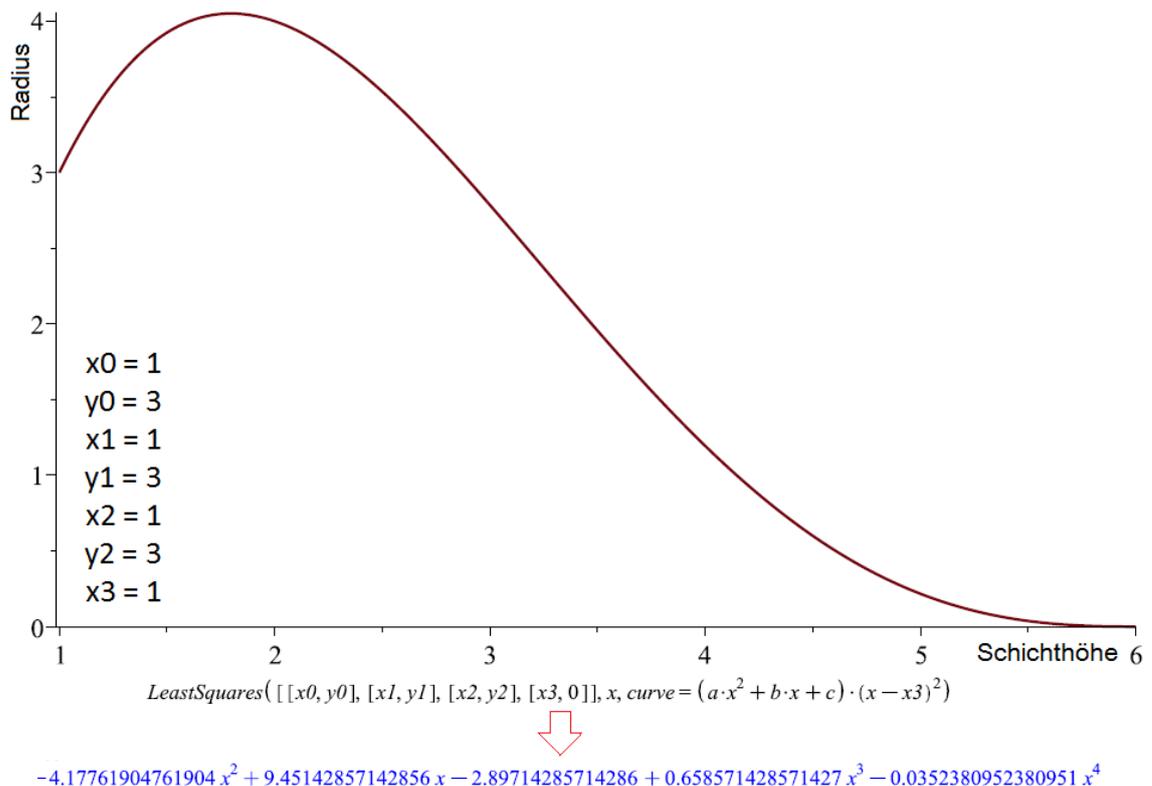


Abbildung 3.12: Schätzung der Profilparameter anhand der Koordinaten der Merkmalspunkte.

- Falls eine ausreichende Anzahl der Punkte im Schnitt vorhanden ist (s. Abs.3.2.2), kann die Anzahl der Polygonseiten gefunden werden, ansonsten wird die wahrscheinlichste Tambourform gewählt und rekonstruiert;
- Der horizontale Schnitt gilt als polygonal, falls die Anzahl der Polygonseiten $4 < n < 14$ ist. Ansonsten gilt er als Kreis und es wird als zylindrische Tambourform rekonstruiert.

Für die Klassifikation der Kuppelform kommen die oben beschriebenen Eigenschaften für ein horizontales Profil sowie die Änderung der ersten Ableitung in Frage. Die Ableitungsfunktion und deren Verlauf charakterisieren die Krümmung der Profillinie sowie die Position der Merkmalspunkte. Diese Informationen werden mit der mathematischen Beschreibung der Kuppelformen in der

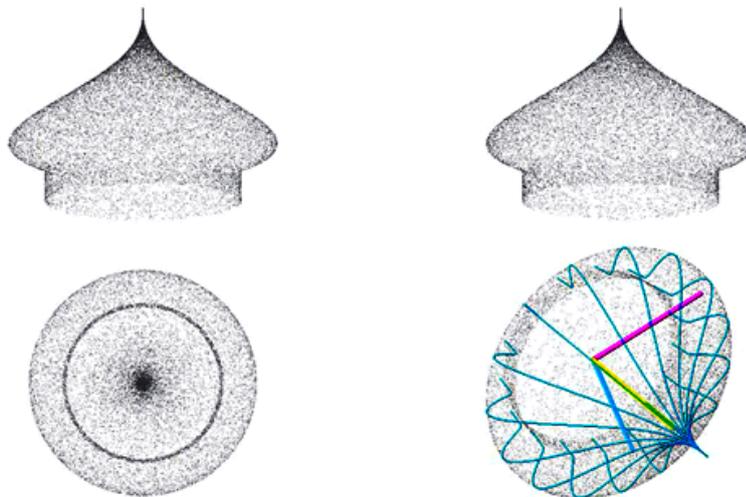


Abbildung 3.13: Rekonstruierte vertikale Profilinie der Kuppel.

Datenbank „Statistik“ verglichen.

Voraussetzungen und Grenzen des Algorithmus

Für die Erkennung des horizontalen und vertikalen Profils sowie die Achsenextraktion gelten folgende Einschränkungen:

- für die Achsenextraktion:
 - Anwesenheit von mindestens drei Punkten in horizontaler Schicht für die Schätzung des Kreises. Diese Voraussetzung sollte trotzdem dadurch ergänzt werden, dass diese Punkte kein entartetes Dreieck bilden bzw. nicht auf einer Gerade liegen. Für die weitere Optimierungsprozedur ist die Mittelung der Parameter erforderlich. So werden mindestens fünf Punkte für die Kreisschätzung empfohlen.
 - Anwesenheit von mindesten zwei nicht leeren Schichten für den Achsenaufbau.
- für die Erkennung des horizontalen Schnittes:
 - bei mindestens drei Punkten in der Schicht wird ein Kreis approximiert und die glatte Bauteilstruktur erkannt;
 - für die Erkennung der gerippten Struktur werden mindestens drei Punkte pro Um- und Inkreis unter der Bedingung benötigt, dass die Differenz ihrer Radien über einem benutzerdefinierten Grenzwert liegt.
- für die Erkennung des vertikalen Kuppelprofils:
 - grundsätzlich ist die Anwesenheit aller Merkmalpunkte in der vertikalen Projektion für die genaue Formrekonstruktion erforderlich;
 - für die Klassifikation wäre die Anwesenheit von einzelnen Merkmalpunkten und deren Reihenfolge entscheidend. Aktuell wurde der Algorithmus nicht zu diesem Schritt erweitert.

3.3 Erkennung der Hauptraumform

3.3.1 Problemstellung und Überblick der entwickelten Methode

Der Hauptraum einer Kirche ist ein Raum für die Betenden und Liturgie-Durchführung. Seine Basisform bestimmt die Form und Konstruktion des Hauptdaches. Laut der Beschreibung in Kap. 1, Abs. 1.3.1 können die typischen Basisformen des Hauptraumes wie folgt klassifiziert werden (s. Abb. 3.14):

- rechteckig;
- kreuzförmig;
- sternförmig (8 bis 16 Ecken);
- kreisförmig.

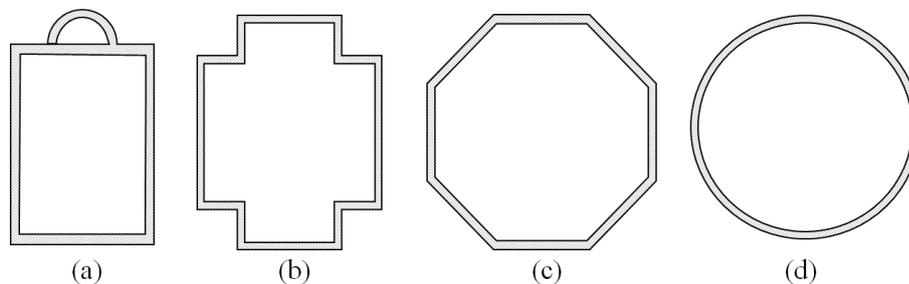


Abbildung 3.14: Basisformen des Hauptraumes: *a* – rechteckig, *b* – kreuzförmig, *c* – achteckig, *d* – rund.

Für die Klassifikation der Basisformen sind folgende Merkmale zu berücksichtigen:

- Anzahl der Ecken oder deren Abwesenheit;
- Orientierung von Ecken (nach außen oder innen orientiert);
- Position der Ecken relativ zueinander (bzw. ihre Reihenfolge).

In diesem Fall wird der Hauptraum als eine Außenform des Kirchenschiffs ohne Nebenbauten, Portale und Dekorationen verstanden. Die Nebenbauten und Portale gehören zum Hauptraum nur dann (s. Abb. 3.15), wenn

1. ihre Höhe H_n größer als ca. $\frac{3}{4}$ der Hauptraum-Höhe H_h ist ($H_n > \frac{3}{4}H_h$) UND
2. ihr Versprung B_n größer als ca. $\frac{1}{4}$ Breite B_L des Längraumes L ist ($B_n > \frac{1}{4}B_L$) Die Basisform entspricht dann dem Profil einer horizontalen Schicht $[H_n; H_h]$ und muss nicht mit der Grundrissform des Hauptraumes übereinstimmen.

Das zentrale Problem der Hauptraumerkennung besteht darin, sein Basisvolumen von Nebenbauten, Altarraum und Dekorationen zu trennen (s. Abb. 3.15).

Bei der Anwendung von üblichen Methoden der Ebenen- und Kantenextraktion (RANSAC, Hough Transformation) entsteht eine Menge von Linien und Oberflächen. Dabei ist es problematisch zu trennen, was zu den Hauptraumstrukturen und was zu den Nebenbauten und Dekorationen gehört. Die extrahierten Ebenen und Kanten müssen dafür zusätzlich klassifiziert werden. Außerdem ergeben o.g. Methoden nur die Parameter von unendlich langen Objekten, deren Grenzen zusätzlich geschätzt werden müssen.

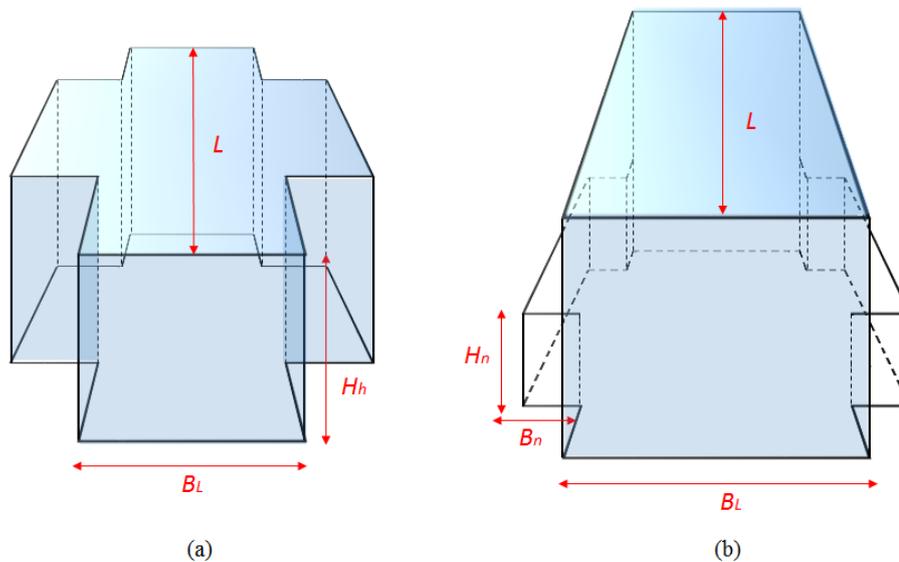


Abbildung 3.15: Formklassifikation des Hauptraumes anhand seiner Basisvolumina: *a* – kreuzförmiger Hauptraum, *b* – rechteckiger Hauptraum mit Nebenbauten (blau - Basisvolumina).

Der Hauptraum kann anhand seiner Basisform erkannt werden. Die Erkennung der Hauptraumform analog zur Erkennung des horizontalen Tambour-Schnittes ermöglicht lediglich die Formerkennung des Hauptraumschnittes ohne weitere Trennung in den eigentlichen Hauptraum und etwaige Nebenbauten oder Dekorationen. Die Extraktion von einzelnen Linien ist aus o.g. Gründen nicht ausreichend.

Die Basisform kann auch als Diagramm oder Funktion dargestellt werden. In diesem Fall entsteht solch ein Diagramm durch die Abwicklung der Basisform auf ca. $\frac{3}{4}$ der Hauptraum-Höhe (s. Abb. 3.16). Die abgewickelte Basisform in Polarkoordinaten wird in kartesische Koordinaten anhand der Abstandschätzung vom virtuellen Standpunkt innerhalb des Hauptraums zu den Wänden transformiert (s. Abb.3.16, rechts).

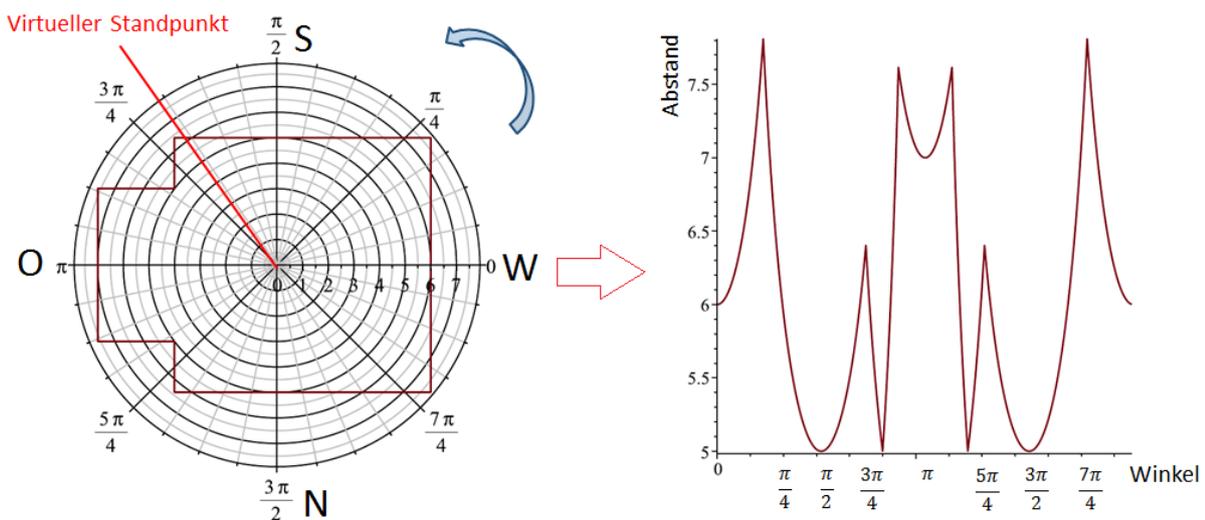


Abbildung 3.16: Abwicklung des horizontalen Hauptraumprofils relativ zum virtuellen Standpunkt auf dem Beispiel einer polygonalen Hauptraumform.

Abb. 3.16 zeigt, dass das abgewickelte Profil keine glatte Funktion ist und keine stetige erste Ableitung wegen starker Funktionsänderungen an den Kanten haben kann. Die vorherigen Untersuchungen zur Kuppelformerkennung haben gezeigt, dass die zweite Ableitung wegen starker

Oszillationen sowie hoher Sensibilität gegenüber Rauschen nicht nutzbar ist. Deswegen ist die Basisformerkennung mithilfe von Methoden der Differenzialanalyse hier nicht anwendbar. Die Analyse der Funktion selbst ermöglicht die Extrema zu finden, die aber nicht aussagekräftig sind.

Die abgewinkelte Basisform kann jedoch als Signal betrachtet werden, das mithilfe der DSP-Methoden (Digital Signal Processing) verarbeitet werden kann. Die Signalverarbeitung ermöglicht die Informationen zu extrahieren, die in einem Ausgangssignal nicht direkt sichtbar sind (s. Abb. 3.17). Dazu gehören beispielweise Signalfanken (Signalanstieg und -abfall), Signal-Sprungstellen und Impulse, die die nötigen Informationen über die Form des Haupttraumes liefern können, und zwar:

- Anwesenheit von Kanten (Ecken);
- Orientierung von Kanten relativ zum virtuellen Standpunkt;
- Abfolge von Kanten.

Dafür werden Zeit-Frequenz-Methoden verwendet, wie z.B. Fourier- und Wavelet-Transformation. In diesem Fall wird die Zeit-Komponente durch die Winkel-Komponente ersetzt, da die Abwicklung eine Abstandsfunktion des Winkels relativ zum virtuellen Standpunkt ist. Die Frequenz liefert Informationen über die Anwesenheit von Kanten im Raum. Die Fourier-Transformation ist hier

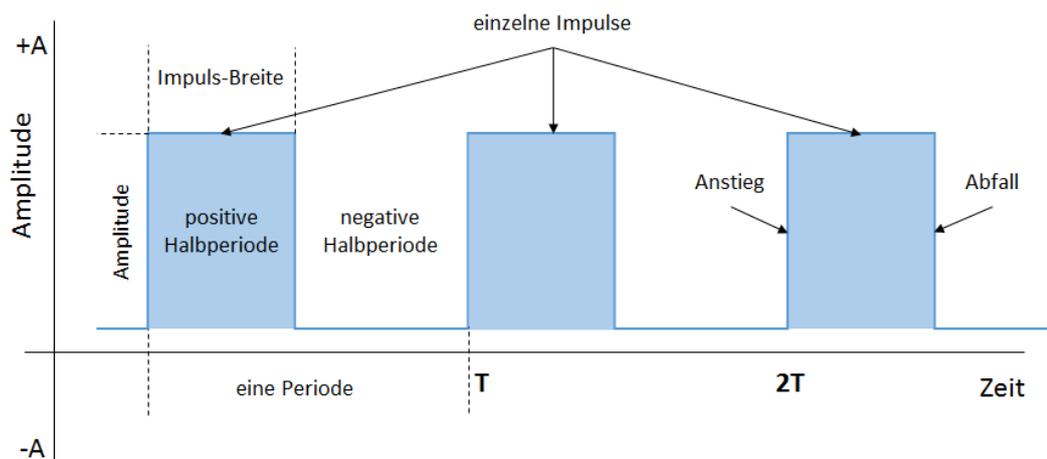


Abbildung 3.17: Signalmerkmale, die mit Zeit-Frequenz-Methoden extrahiert werden.

nicht ausreichend, da sie nur Informationen über die Frequenz von begrenzten Basisfunktionen gibt, aber keine von der Zeit (Winkel) abhängigen Informationen. Es ist jedoch wichtig zu detektieren, wann (bei welchem Winkel-Wert) bestimmte Frequenz-Werte (Kanten) entstanden sind, um daraus die Abfolge der Hauptraumkanten bestimmen zu können. Alternativ könnten weitere Methoden für die Lösung dieses Problems verwendet werden, wie z.B. Wavelet-Transformation, Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT) oder Wigner-Transformation.

Ein reiches Anwendungsspektrum hat die Wavelet-Transformation gefunden. Analog zur STFT wird das Ausgangssignal mit einer Wavelet-Funktion integriert, deren Form relativ frei konstruierbar und die für die Analyse eines konkreten Signals flexibler einstellbar ist. Im Vergleich zur STFT löst die Wavelet-Transformation jedoch die Auflösungsprobleme (im Fall der Heisenbergschen Unschärferelation bei der STFT, wenn man keinen genauen Zeit-Wert für eine bestimmte Frequenz, sondern ein Zeit-Intervall ableiten kann). Die Wigner-Transformation wurde wegen eines negativen Einflusses von entstehenden Nebenfrequenzen auf die Signal-Analyse ausgeschlossen (Lupov & Krivosheev [2011], Lupov [2012]). Daher wird die Wavelet-Transformation für die weitere Prozessierung favorisiert.

3.3.2 Entwickelte Methode

Theoretische Grundlagen

Wie bereits erwähnt, basiert die entwickelte Methode der Hauptraumerkennung auf der Darstellung der Basisform-Abwicklung als Signal. Die Verarbeitung dieses Signals ermöglicht, die Kanten im Hauptraum zu detektieren und deren Orientierung und Abfolge zu bestimmen. Dabei entspricht die Frequenz der Anzahl der vollen periodischen Vorgänge in der Periodendauer. In diesem Fall entstehen die Perioden während der Abstandsänderung relativ zum virtuellen Standpunkt pro Winkel-Einheit.

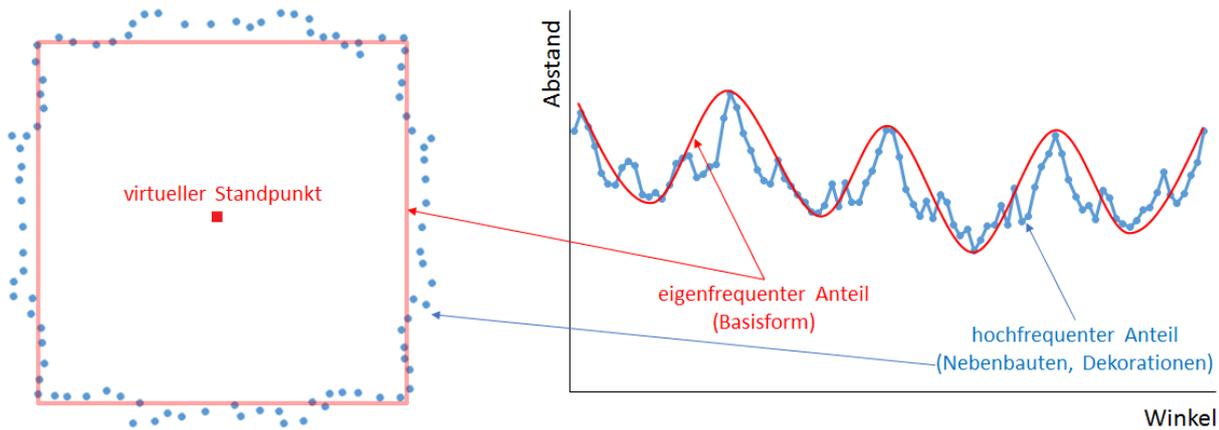


Abbildung 3.18: In der Auflösung reduziertes (Downsampling) horizontales Profil des Hauptraumes (links) und seine Abwicklung als Signal (rechts): der niederfrequente Anteil bildet die Basisform des Hauptraumes (rot), der hochfrequente Anteil wird von den Nebenbauten, Dekorationen, Rauschen u. a. verursacht.

Man unterscheidet dabei (s. Abb. 3.18):

- hochfrequenter Anteil, der aus Dekorationen, kleineren Ecken, Wandunregelmäßigkeiten und Rauschen resultiert;
- niedrigfrequenter Anteil, der aus größeren Ecken resultiert, die die Basisform des Hauptraumes bilden. Im Weiteren wird dieser Anteil als Eigenfrequenz bezeichnet. Generell charakterisiert die Eigenfrequenz die Grundschwingung im System. Die Extraktion des Eigenfrequenz-Anteils mithilfe der Wavelet-Transformation ermöglicht, die Basisform des Hauptraumes zu erkennen.

Wavelet ist eine mathematische Funktion, die die Zeit-Frequenz-Analyse des Signals ermöglicht. Der Funktionsgraph zeigt wellenförmige Schwingungen mit einer Amplitude, die mit größerem Abstand vom Koordinatenursprung auf null sinkt. Bei der Wavelet-Transformation werden die Frequenz- und die Zeitbereiche lokalisiert. Dies ermöglicht, den Zeitpunkt der entstehenden Frequenzen zu bestimmen.

Unter dem Begriff Wavelet-Transformation versteht man die Transformation W einer Funktion $x(t)$ (Signal), die auf einer Zeitachse t definiert ist, in die folgende Funktion (Lee & Yamamoto [1994]):

$$W_{\psi}x(\tau, s) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)x(t)dt \quad (3.8)$$

mit

$x(t)$: die zu transformierende Funktion (Signal),

$\psi(t)$: Wavelet-Funktion (Mother-Wavelet), die als Transformationsprototyp dient und frei gewählt/konstruiert werden kann;

τ : Translationsparameter zur Abtastung der Daten in Zeit(Winkel)-Dimension,

s : Skalierungsparameter für die Datenuntersuchung über unterschiedliche Frequenzbereiche.

Damit wird in jedem Punkt die Faltung des Wavelets mit dem Input-Signal durchgeführt. Das transformierte Signal resultiert aus dem berechneten Integral vom Produkt zwischen Wavelet in einem Punkt und Input-Signal auf dem ganzen Bereich. Als Input-Signal gilt hier die Abwicklung des Hauptraum-Schnittes, die zeitliche Komponente entspricht dem Winkel. Die Wavelet-Transformation kann als die Filterung betrachtet werden, wobei ein Mother-Wavelet als Faltungskern dient. Sie wird kontinuierlich auf das ganze Signal angewendet.

Die bekanntesten Mother-Wavelets sind in der Tab. 3.1 dargestellt.

Schritte des Algorithmus

Die Erkennung der Hauptraumform läuft nach der Segmentierung der Testkirche in dem extrahierten Hauptraum-Block. Der Algorithmus besteht aus separaten Schritten, die wie folgt realisiert werden (Abb. 3.19).

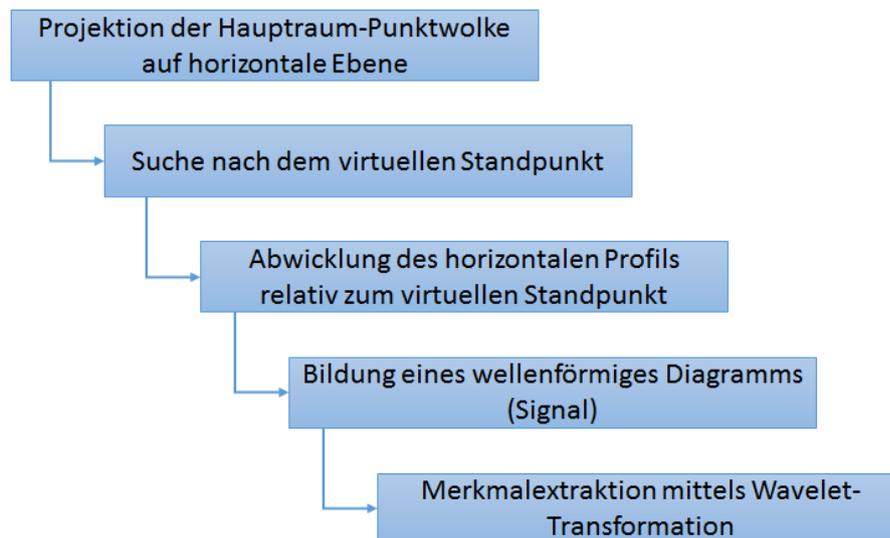


Abbildung 3.19: Schritte der Hauptraumerkennung.

Die Punktwolke in der Bounding Box des Hauptraumes wird in eine horizontale XY-Ebene projiziert. Wie in Abs. 2.1 betrachtet, wird die Punktwolke mithilfe von VoxelGrid-Downsampling verarbeitet.

In der projizierten Punktwolke wird nach einem virtuellen Standpunkt gesucht, von dem aus alle Kanten der tragenden Hauptraum-Konstruktion sichtbar sind. In den meisten Fällen entspricht der Standpunkt dem Schwerpunkt, ansonsten wird die horizontale Projektion schrittweise entlang der ostwestlichen Achse (Mittellinie, vom Eingang zum Altar im Ostteil) untersucht (s. Abb. 3.20). Dabei werden die Abstände vom virtuellen Standpunkt zu den Wänden geschätzt und die am nächsten liegen Punkte weiterverarbeitet. Dies bedeutet, dass die Elemente, die in der Projektion durch die Wand separiert sind, nicht betrachtet werden (z.B. der Altarraum in Abb. 3.20). Die Position des Standpunktes entspricht der Hälfte des maximalen Durchmessers.

Relativ zum Standpunkt wird die projizierte Punktwolke gegen den Uhrzeigersinn im polaren Koordinatensystem abgewickelt. Dabei werden die Abstände zwischen dem Standpunkt und den Wänden sowie der Polarwinkel geschätzt. Anhand der Abstände wird ein wellenförmiges Diagramm orthogonal gebildet (s. Abb. 3.16). Das Diagramm wird weiter als Signal betrachtet.

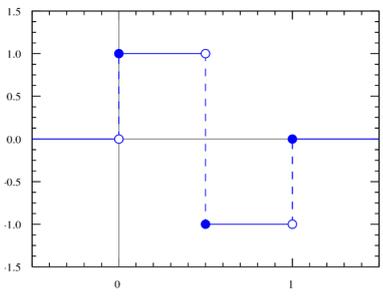
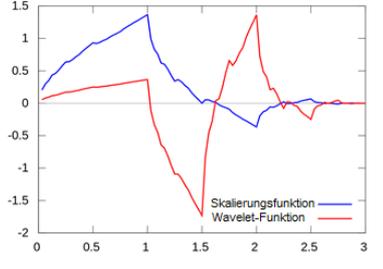
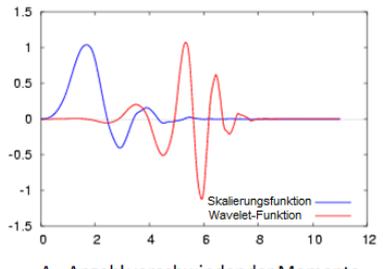
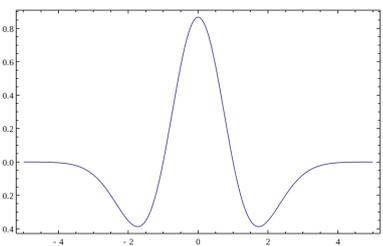
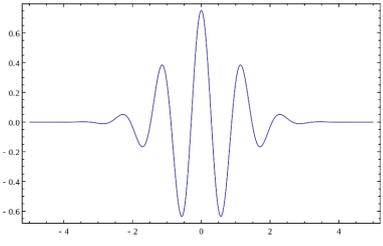
<p>Haar-Wavelet</p> $\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 0,5 \\ -1 & 0,5 \leq t < 1 \\ 0 & \text{in anderen Fällen} \end{cases}$ <p>$\psi(t)$: Wavelet-Funktion</p>	
<p>Daubechies-Wavelets</p> $\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t - k)$ $\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t - k)$ <p>mit</p> <p>$\psi(t)$: Wavelet-Funktion</p> <p>$\phi(t)$: Skalierungsfunktion</p> <p>g_k: Wavelet-Maske (endliche Folge reeller Zahlen)</p> <p>h_k: Skalierungsmaske (endliche Folge reeller Zahlen)</p> <p>Die Form ist vom Träger (Funktionsintervall), endlichen Folgen reeller Zahlen und der Anzahl verschwindender Momente (vanishing moments) abhängig.</p>	<p>A=2, N=4, Träger [0,3]</p>  <p>A=6, N=12, Träger [0,11]</p>  <p>A - Anzahl verschwindender Momente N - Länge der Filter</p>
<p>Mexican-Hat-Wavelet</p> $\psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1 - t^2) e^{-t^2/2}$ <p>$\psi(t)$: Wavelet-Funktion</p>	
<p>Morlet-Wavelet</p> $\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} (e^{jw_0 t} - e^{-\frac{w_0^2}{2}}) e^{-\frac{t^2}{2}}$ <p>mit</p> <p>$\psi(t)$: Wavelet-Funktion</p> <p>w_0: Mittelfrequenz des Mother-Wavelets</p>	

Tabelle 3.1: Beispiele der Wavelet-Formen (Lehmann [2019]).

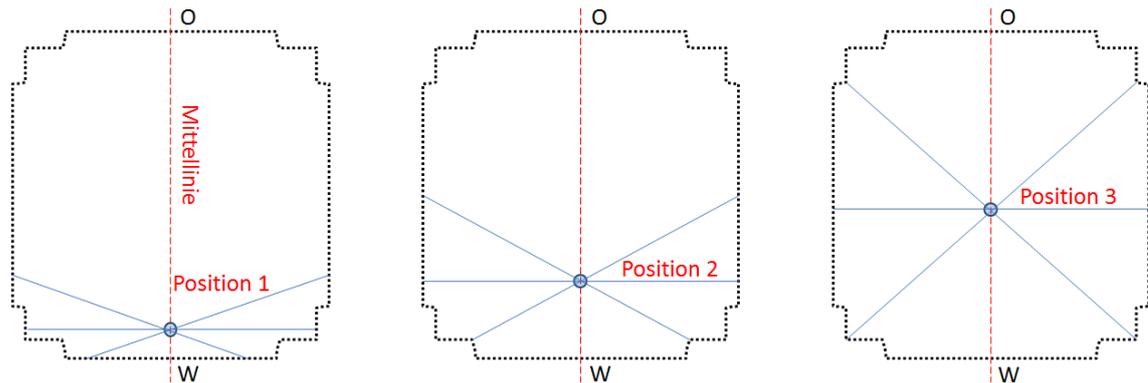


Abbildung 3.20: Suche nach dem optimalen virtuellen Standpunkt im Hauptraum startet am Eingang (Pos. 1) und wird bei Position 3 mit dem maximalen Durchmesser (Pos. 3, $D_{max}/2$) gesetzt.

Wie oben betrachtet, stellt der eigenfrequente Anteil die Basisform des Hauptraumes dar (s. Abs. 3.3.2). Für die Extraktion des eigenfrequenten Anteils und der Merkmale im Signal wird die Wavelet-Transformation durchgeführt. Das Ziel ist, durch die Anwendung eines passenden Mother-Wavelets und die Auswahl eines passenden Frequenz-Bereiches die maximale Resonanz zu bekommen, die die optimale Merkmalextraktion ermöglicht. Die Wavelet-Transformation wird auf einem bestimmten Frequenz-Bereich durchgeführt. Die Frequenzen werden in der Wavelet-Analyse häufig als Potenz der Zahl 2 gewählt. Da die Extrema in diesem Fall durch die größeren Hauptraumkanten verursacht werden, ist die Eigenfrequenz mit der durchschnittlichen bzw. einer möglichst hohen Anzahl der Kanten verbunden. In diesem Fall kann die Kirche zwischen 4 und 16 größere Kanten haben. Aus diesen Gründen wird die abgewinkelte Projektion im 4 Hz- und 16 Hz-Frequenzbereich ($16 = 4^2$) analysiert. Im resultierenden Signal werden die Extrema und deren Vorzeichen untersucht.

Auswahl des Mother-Wavelets

Wie bereits erwähnt, richtet sich die Auswahl des Mother-Wavelets auf das Erreichen einer bestimmten Resonanz mit dem Ausgangssignal, was die Extraktion der benötigten Informationen ermöglicht.

Die größeren Basisform-Kanten stellen die scharfen Spitzen im Ausgangssignal dar. Ihre direkte Extraktion aus dem Ausgangssignal ist wegen des hoch-frequenten Anteils nicht möglich. Für die Wavelet-Transformation sollte daher eine Wavelet-Form ausgewählt werden, die diese Spitzen verstärkt und die nötige Resonanz ermöglicht. Dieser Effekt wird durch die Anwendung von glatten Mother-Wavelets, wie Mexican-Hat-Wavelet, Morlet oder einigen der Daubechies-Wavelets, nicht erreicht, da die Spitzen im Ausgangssignal dabei zu stark gedämpft werden.

In der Signalverarbeitung wird häufig das Haar-Wavelet verwendet. In diesem Fall ist seine Anwendung nicht günstig, da das resultierende Signal stark oszilliert und damit nicht aussagekräftig ist (s. Abb. 3.21).

Daher wird die Wavelet-Form zu einem Dreieck modifiziert (Testwavelet-1, s. Abb. 3.22).

$$\psi(t) = \begin{cases} 4x & 0 \leq x < 0,25 \\ 1 - 4(x - 0,25) & 0,25 \leq x < 0,75 \\ 4(x - 0,75) - 1 & 0,75 \leq x < 1 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.9)$$

Die Anwendung dieser Wavelet-Form hat das Rauschen eliminiert. Dennoch ist das resultierende Signal für die Abbildung der Basisform wenig repräsentativ. Nur einige seiner Extrema weisen

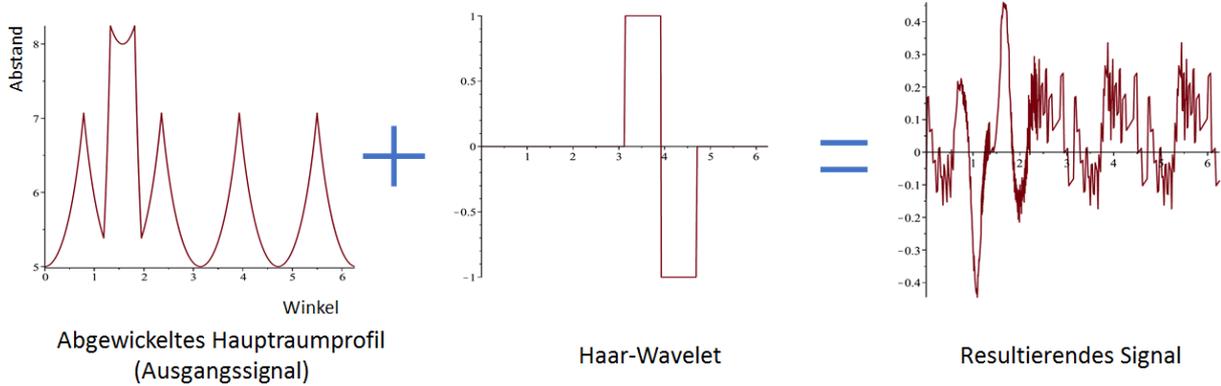


Abbildung 3.21: Transformation des Ausgangssignals mithilfe des Haar-Wavelets (Winkel in den Einheiten der reellwertigen Zahlengerade).

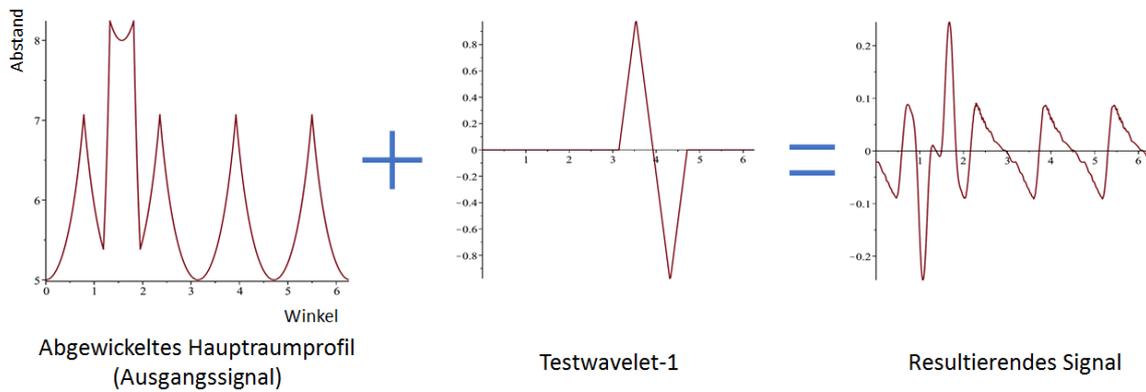


Abbildung 3.22: Transformation des Ausgangssignals mithilfe des Testwavelets-1 (Winkel in den Einheiten der reellwertigen Zahlen).

auf die größere Basisform-Kanten hin und ihre Vorzeichen deuten auf die Orientierung des Winkels (nach außen oder innen orientiert). Stattdessen wird ein zusätzlicher Effekt für die Formuntersuchungen relevant: die Nullstellen beim Abfall weisen auf die Wandzentren, die fast senkrecht zum virtuellen Standpunkt liegen (s. Abb. 3.23). Dieser Effekt ist jedoch nicht in allen Fällen zu beobachten. Bei höheren Frequenzen werden die Anstiege und Abfälle der Spitzen im resultierenden

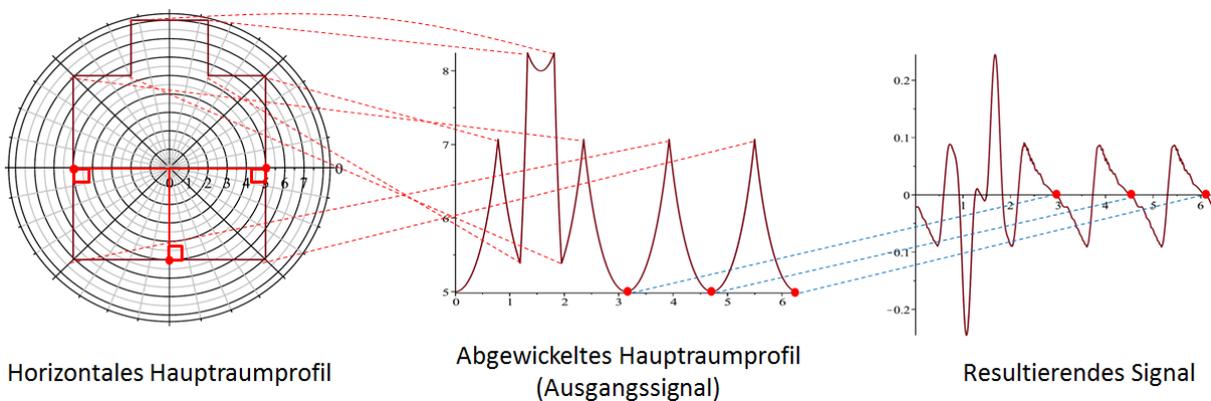


Abbildung 3.23: Die Hauptraum-Kanten in der Abwicklung (rote Linien) und im resultierenden Signal (blaue Linien); rote Punkte weisen auf die einzelnen Wandzentren hin.

Signal jedoch asymmetrischer, was vermutlich von der Asymmetrie des Mother-Wavelets relativ zur Y-Achse verursacht wird. Für robuste Ergebnisse wären die symmetrischen Spitzen dennoch besser geeignet. Dafür wird eine andere Wavelet-Form entwickelt (Testwavelet-2), die folgende

Kriterien erfüllt:

- die neue Form darf für die bessere Kantenerkennung keine abgerundeten Spitzen haben und
- muss symmetrisch relativ zur Y -Achse (analog zu Mexican Hat) sein;
- Funktionsaufrufe und differentielle Integrale mit unendlichen Grenzen sind möglichst zu vermeiden;
- Integrale sollten gleich 0 sein (die Flächen über und unter der X -Achse sollten gleich sein).

Mit diesen Vorgaben wird eine Kombination von Mexican Hat und dreieckigem Testwavelet-1 vorgeschlagen (s. Abb. 3.24), die wie folgt beschrieben werden kann: Für die Untersuchung dieser

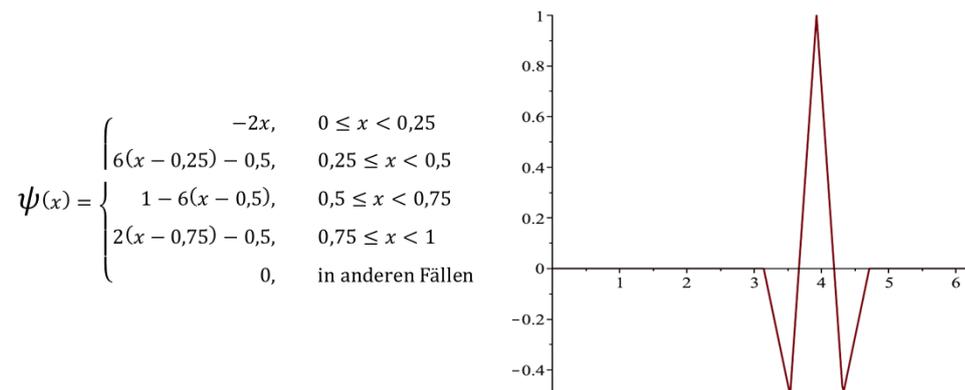


Abbildung 3.24: Neu entwickelte Wavelet-Form (Testwavelet-2).

Wavelet-Form werden

- die Frequenz-Bereiche mit 4 Hz (die geringste mögliche Anzahl der Hauptraum-Ecken) und 16 Hz (= 4^2 und entspricht der höchsten Anzahl möglicher Hauptraum-Ecken) untersucht sowie
- folgende Positionen des virtuellen Standpunktes betrachtet (s. Abb. 3.25):
 - der Standpunkt stimmt mit dem Schwerpunkt überein,
 - der Standpunkt wird um 20% vom Zentrum verschoben.

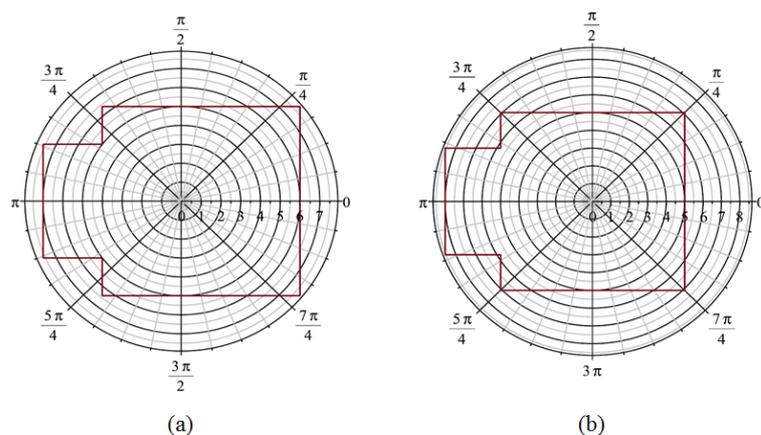


Abbildung 3.25: Positionen des virtuellen Standpunktes für die Untersuchung vom Testwavelet-2: a – virtueller Standpunkt in der Mitte; b – um 20% verschoben.

Die Untersuchung mit dem 4-Hz-Frequenzbereich zeigt ein geringes Rauschen im resultierenden Signal, ist aber wenig informativ: die Extrema weisen nicht auf die Basis-Kanten hin und zeigen

keine Orientierung. Die Position des virtuellen Standpunktes hat das Ergebnis wenig beeinflusst (s. Abb. 3.26). Die Analyse mit dem 16Hz-Frequenzbereich hat das Ergebnis wesentlich verändert.

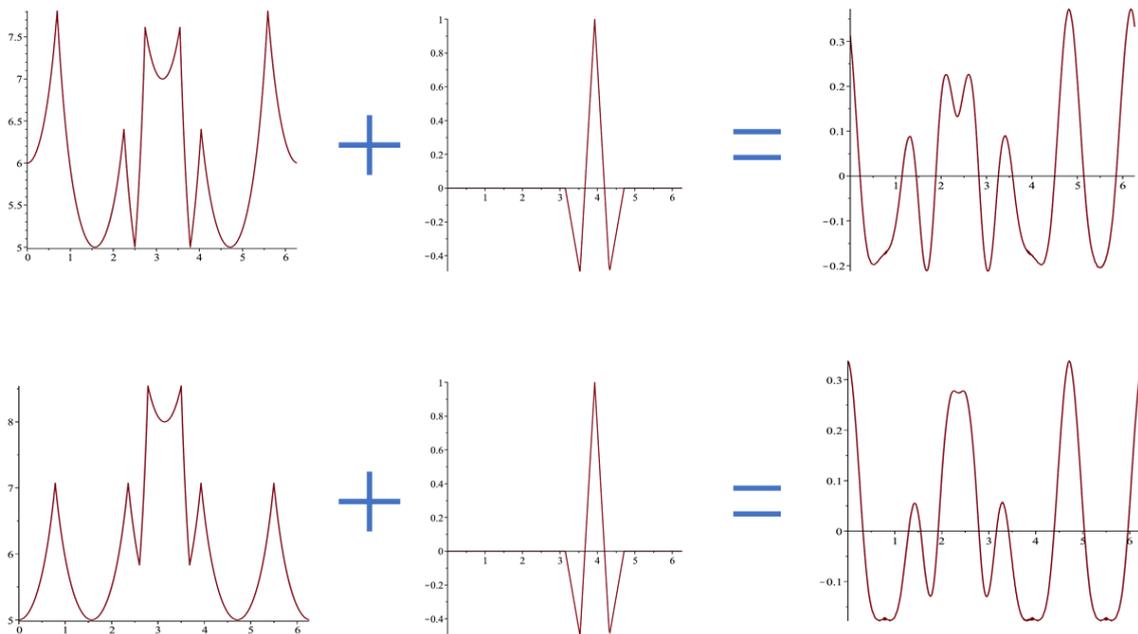


Abbildung 3.26: Wavelet-Transformation des Ausgangssignals mit dem Testwavelet-2 im 4Hz-Frequenzbereich: oben – Standpunkt in der Mitte, unten – Standpunkt verschoben.

Die Spitzen der Basisform-Ecken sind deutlich geworden und unter Anwendung eines benutzerdefinierten Grenzwertes einfach zu extrahieren. Die Extrema des resultierenden Signals weisen auf größere Basisform-Kanten hin, ihre Vorzeichen auf die Orientierung des Winkels (nach außen oder innen orientiert, s. Abb. 3.27).

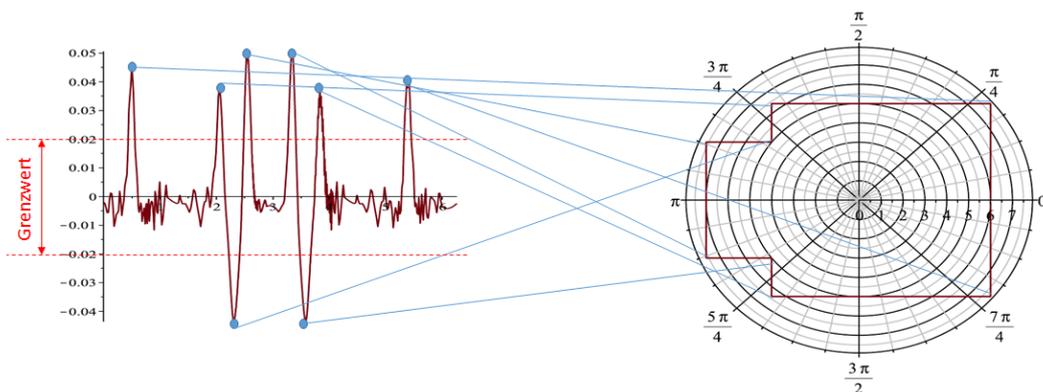


Abbildung 3.27: Signal nach der Wavelet-Transformation: positive Spitzen entsprechen den nach außen gehenden Kanten, negative den nach innen gehenden Kanten.

Die Position des virtuellen Standpunktes hat das Ergebnis in diesem Fall auch nur geringfügig beeinflusst (s. Abb. 3.28). Diese Wavelet-Form wird daher für die weitere Erkennung der Hauptraumform verwendet.

Voraussetzungen für den Algorithmus-Ablauf

Im 16Hz-Frequenzbereich werden die größeren Hauptraum-Kanten und ihre Orientierung bestimmt (s. Abb. 3.29). Die Hauptraumform wird in Form einer Eckenreihenfolge unter Berücksichtigung

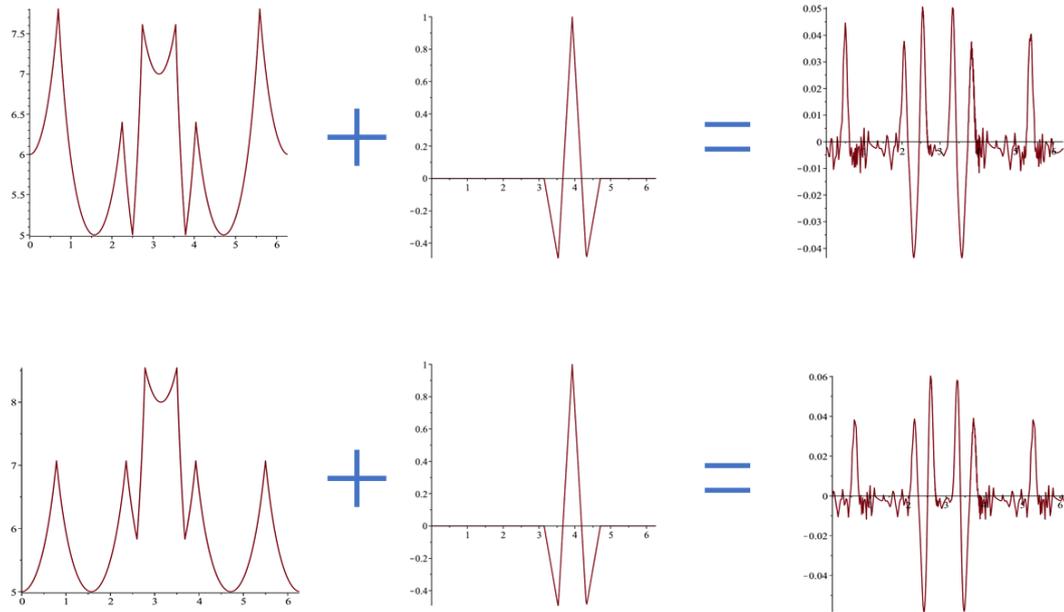


Abbildung 3.28: Wavelet-Transformation des Ausgangssignals mit dem Testwavelet-2 im 16Hz-Frequenzbereich bei unterschiedlichen Positionen des virtuellen Standpunktes: oben – Standpunkt in der Mitte, unten – Standpunkt verschoben.

ihrer Orientierung kodiert. Diese Repräsentationsform wird auch in der Datenbank „Statistik“ dargestellt. Im Fall der kreisförmigen Hauptraumformen wird die Abwesenheit der Spitzen im resultierenden Signal bestätigt. Im Fall eines zerstörten Hauptraumes kann die Hauptraumform mithilfe der Sequenz-Analyse-Methoden durch den Vergleich zwischen den Kantenreihenfolgen einer Testkirche und dem Hauptraum aus der Datenbank „Statistik“ rekonstruiert werden. In Rahmen dieser Arbeit wird dieser Weg jedoch nicht realisiert. Für die robuste Hauptraumformerkennung wird daher vorläufig vorausgesetzt, dass ein unzerstörter Grundrissbereich in der Punktwolke vorhanden ist.

In Kap. 4 wird die Hauptraumerkennung für die Kirchen mit inkomplettem Grundriss durch Hashing (s. Abs. 2.3) realisiert.

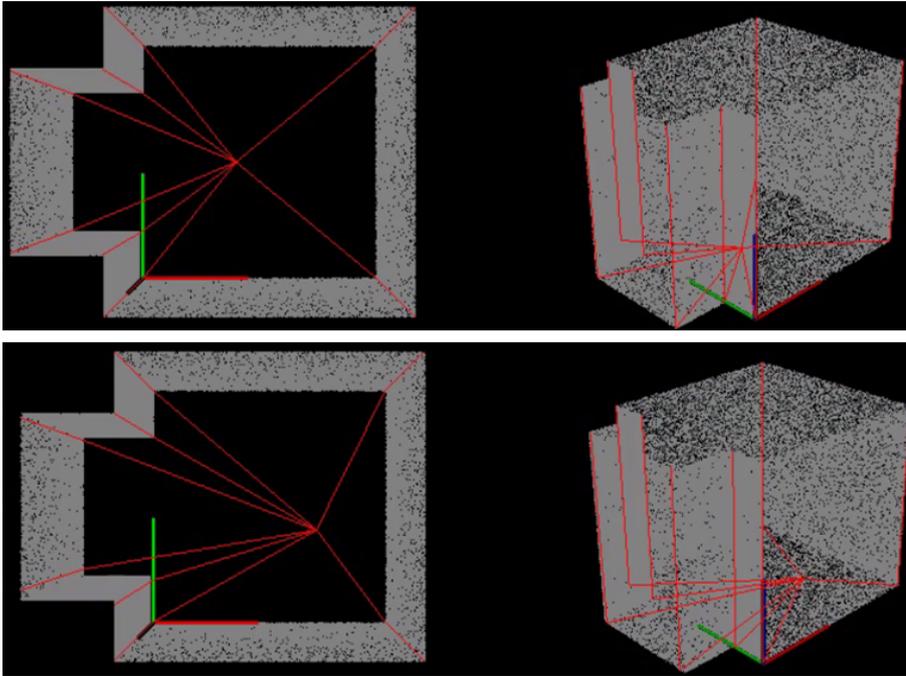


Abbildung 3.29: Ergebnisse der Haupttraumerkennung: oben – Standpunkt im Zentrum, unten – verschoben.

4 Tests und Ergebnisse

4.1 Konzeption

Dieses Kapitel beschreibt die durchgeführten Tests und Analysen, mit denen die Leistungsfähigkeit der in den vorangegangenen Kapiteln beschriebenen Verfahren demonstriert wird. Es wird dabei geprüft, inwieweit das Systemverhalten des Gesamtverfahren oder einzelner Verfahrensschritte den vorab definierten Erwartungen entspricht. Dazu werden Datensätze herangezogen, welche es erlauben, die Leistungsfähigkeit der entwickelten Algorithmen hinreichend zu testen.

Für das hier entwickelte Interpretationsverfahren, bestehend aus den Hauptschritten Segmentierung, Formerkennung und Rekonstruktion, werden 3D-Punktwolken unterschiedlicher Qualität bereitgestellt. Sie spiegeln in erster Linie folgende Einflussgrößen wieder:

- unterschiedliche architektonische Variationen realer Kirchen;
- unterschiedliche Zerstörungsgrade der Objekte;
- Übereinstimmung mit Baukanons.

Somit werden wesentliche, aber nicht alle möglichen Fehlereinflüsse untersucht. Beispielsweise werden Messrauschen oder Registrierungsfehler von einzelnen Punktwolken hier nicht näher betrachtet, da sie im Wesentlichen durch eine geeignete Messanordnung vor Ort minimiert werden können. Störende Objekte in der Umgebung einer Kirche werden ggf. manuell eliminiert.

Die aktuellen Tests vermitteln nach diesem Vorgehen Informationen über den Zustand, die Möglichkeiten und Grenzen des entwickelten Interpretationssystems.

4.1.1 Testdesign

Laut IEEE829 [2008] sind die folgenden Punkte im Testdesign zu berücksichtigen:

1. Einzelne Testteile („test items“)
2. Zu testende Kenngrößen („features to be tested“)
3. Verfahren („approach“)
4. Testdaten („test data“)
5. Bewertungskriterien

Das entwickelte Interpretationsverfahren startet mit der Segmentierung der Punktwolke und Extraktion der Bauteile in Form der Bounding Boxes. Eine wichtige Rolle spielt dabei die Unähnlichkeit der Hash-Vektoren, die den Unterschied zwischen den nichtähnlichen Kirchentypen deutlich macht sowie auf die Klassifikation der Kirchenkonstruktion wirkt. In diesem Fall hängt es von der Auswahl der Ähnlichkeitsmetrik ab.

Getestet werden die Ähnlichkeitsmetriken, die auf

- Manhattan-Metrik,

- Cosinus-Metrik und
- Jaccard-Metrik

basieren und deren Einfluss auf die Ähnlichkeit der Hash-Vektoren analysiert wird. Als Bewertungskriterium dient der maximale Unterschied der Matching-Werte von nichtähnlichen Kirchentypen. Weitere Segmentierungstests sind der Auswahl von Rasterdimension gewidmet.

Im Kontext der Rekonstruktion von inkompletten Objekten hängen die Ergebnisse, wie

- korrekte Klassifikation des Kirchentypes und, als Folge,
- korrekte Segmentierung der Kirchenpunktswolke,
- korrekte Approximation eines Modells zur Formerkennung und Rekonstruktion (Vervollständigung/Wiederherstellung) einzelner Bauteile,
- Möglichkeit der Formerkennung einzelner Bauteile,

sehr vom Zerstörungsgrad des Objektes ab. Die Zerstörung der russischen orthodoxen Kirchen hatte eigene Gründe, die durch bestimmte Zerstörungstypen repräsentiert werden können:

- Verlassene Kirchen

Verlassene Kirchen sind die Kirchen, die durch natürliche Einwirkungen und ausbleibende Sanierung baufällig geworden sind. Die Besonderheit von solchen Kirchen ist die teilweise Zerstörung bzw. Abwesenheit von leichteren Bauteilkonstruktionen, wie Kuppeln, Tambours, Kreuze und Dächern. Häufig bleiben dabei nur die tragenden Konstruktionen, wie die Wände der Haupträume (s. Abb. 4.1), übrig.



Abbildung 4.1: Typische Zerstörungen von verlassenen orthodoxen Kirchen (museum [2018], temples [2018]).

- Gesprengte Kirchen

Diese Kirchen sind durch eine Zerstörung der Hauptkonstruktion geprägt (s. Abb. 4.2).

Für die Testdurchführung werden die Bauteile der Testkirchen aus der Punktswolke gelöscht. Dafür werden schrittweise zuerst die „leichteren“ Konstruktionen (Kuppeln mit Tambours, Glockenturm, mit Dimensionen zwischen $1/3$ bis $1/2$ des Gebäudeumfangs), dann die Teile der Hauptkonstruktion wie folgt eliminiert (s. Abb. 4.3):

- Kuppelblöcke (alle und schrittweise die einzelnen Kuppelblöcke);
- Glockenturm;
- Teile des Hauptraumes und Wände:



Abbildung 4.2: Typische Zerstörungen gesprengter orthodoxer Kirchen (Turkov [2019], prouglich [2018], fresher [2018]).

- startend von 30% ohne Reduktion der gemeinsamen Objektlänge (eliminiert wird ein Stück aus der Mitte) bis zu 90% (s. Abb. 4.3,a);
- startend von 20% mit der Reduktion der gemeinsamen Objektlänge bis zu 90% (s. Abb. 4.3,b). Die Reduzierung einer Objektlänge verändert die Gesamtproportion und kann damit zu einer fehlerhaften Erkennung des Konstruktionstyps führen.

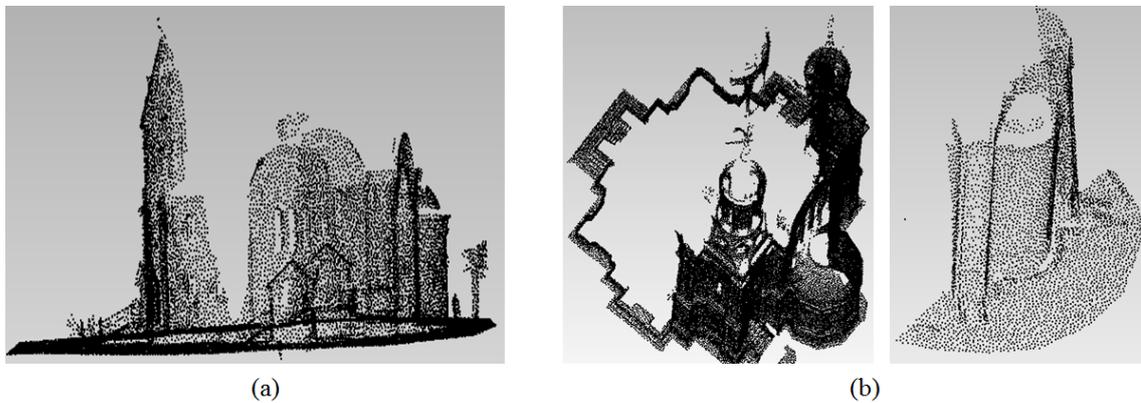


Abbildung 4.3: Beispiele künstlich zerstörter orthodoxer Kirchen: *a* - ohne Reduktion der gemeinsamen Objektlänge, *b* - mit Reduktion der gemeinsamen Objektlänge.

Als Bewertungskriterien dienen die Klassifikationsrichtigkeit einer Kirchenkonstruktion sowie die Übereinstimmung zwischen den approximierten Modellen und den realen Bauteilformen. Wie oben betrachtet, wird das Verfahren für solche Objekte entwickelt, die eine bestimmte Typologie besitzen. Neben dem Zerstörungsgrad ist daher auch wichtig, ob die jeweilige Kirche klassisch bzw. typisch ist.

Der Test für die Erkennungs- und Rekonstruktionsmöglichkeiten von klassischen (typischen) und nicht klassischen (nicht typischen) Kirchen basiert auf der Auswahl der Testobjekte (real und simuliert, s. Abs.4.1.2), die unterschiedliche Kirchentypen repräsentieren. Als klassisch gelten diejenigen Kirchen, deren Architektur den orthodoxen Baukanons entspricht, ansonsten gelten die Kirchen als nicht klassisch.

Getestet werden in diesem Fall für beide Kirchentypen:

- korrekte Klassifikation der Kirchenkonstruktion;
- korrekte Segmentierung;
- Formerkennung einzelner Bauformen, die nicht kanonisch sind.

Hier werden wieder die Klassifikationsrichtigkeit einer Kirchenkonstruktion und die Übereinstimmung zwischen den approximierten Modellen und realen Bauteilformen als Bewertungskriterien herangezogen.

Zusätzlich wird die Einwirkung der Bauepoche und Bauregion auf die Rekonstruktionsergebnisse durch die manuelle Eingabe dieser Parameter getestet. Geprüft wird dabei die Modellapproximation und Rekonstruktion des gesamten Objektes; als Bewertungskriterium dient die Übereinstimmung mit dem realen Datensatz.

Die Komponenten des Testdesigns sind schematisch in Abb. 4.4 dargestellt.

Testdesign				
Test-Teil (test item)	Was wird getestet (features to be tested)	Verfahren (approach)	Test-daten (test data)	Bewertungskriterien
Segmentierung				
Auswahl des Ähnlichkeitsmaßes	Einfluss der Ähnlichkeitsmaße auf die Orthogonalität der Hash-Vektoren	Anwendung von Metriken - Manhattan-Metrik; - Cosinus-Metrik - Jaccard-Metrik	reale und simulierte Punktwolken	maximaler Unterschied der Matching-Werte
Auswahl der Rasterdimension	Einfluss der Rasterdimension auf die Bauteilabbildung	Anwendung von unterschiedlichen Rastergrößen: 4 x 4 px 12 x 12 px 24 x 24 px 48 x 48 px		Abbildung von den für die Rekonstruktion wichtigen Bauteilen im Raster
Rekonstruktion				
Tests relativ zum Zerstörungsgrad	-Kirchentyp-Klassifikation, -Segmentierung (bauteilgerecht), -Modellapproximation -Rekonstruktion -Formerkennung einzelner zerstörter Bauteile	Künstliche Zerstörung von Punktwolken der Testkirchen	reale und simulierte Punktwolken	-Klassifikationsrichtigkeit einer Kirchenkonstruktion -Übereinstimmung zwischen den approximierten Modellen und realen Bauteilformen
Tests relativ zur Entscheidungsfindung für Rekonstruktion	-Modellapproximation -Rekonstruktion der gesamten Kirche	Manuelle Änderung der Informationen über Region und Bauepoche		Übereinstimmung zwischen den approximierten Modellen und realen Bauteilformen
Tests relativ zur Kirchentypologie (klassisch/nicht klassisch)	-Kirchentyp-Klassifikation, -Segmentierung (bauteilgerecht), -Modellapproximation Rekonstruktion - Formerkennung nicht kanonischer Bauteilformen	Auswahl von klassischen und nicht klassischen Objekten für Tests		-Klassifikationsrichtigkeit einer Kirchenkonstruktion Übereinstimmung zwischen den approximierten Modellen und realen Bauteilformen

Abbildung 4.4: Komponente des Test Designs

Im Kontext der aktuellen Arbeit werden folgende zusätzliche Einflüsse jedoch nicht getestet:

- Einfluss des Messrauschens auf das Interpretationsverfahren, da durch die Anwendung der VoxelGrid-Funktion (PCL) in der Vorverarbeitungsstufe die Verteilung der Punkte optimiert wird, wodurch auch Rauschen vermindert wird (s. Kap. 2);
- Störungen, die durch Gegenstände in der Nähe der kirchlichen Bauteile entstehen (z.B. Bäume, Büsche neben den Kuppeln, s. Abb. 4.5), werden nicht betrachtet, da die Punktwolke der Testkirche vorab bereinigt wird (s. Kap. 2).



Abbildung 4.5: Störobjekte in der Nähe und an der Kirche (russianchurch [2018]).

Das Testdesign wird mit Ausnahme der Wahl der Ähnlichkeitsmetrik in Form von verschiedenen Szenarien gestaltet. Die Szenarien stellen die logische und chronologische Kombination mehrerer Testteile dar, um den gesamten Interpretationsalgorithmus zu überprüfen.

In den Szenarien werden die Testkirchen durch den gesamten Interpretationsablauf prozessiert: eine bereinigte und mit der Voxel-Grid-Funktion regularisierte Punktwolke wird in Bounding Boxes segmentiert. Anschließend wird der gerichtete Prozess der Formerkennung und Rekonstruktion in den Bounding Boxes durchgeführt. Schließlich werden die Ergebnisse als Festkörper entsprechend den erkannten und rekonstruierten Bauteilformen visualisiert.

Als Testobjekte dienen Punktwolken der Testkirchen (s. Abs. 4.1.2), die

- klassische/nicht klassische Typologie besitzen,
- unterschiedliche Qualität und
- unterschiedlichen Zerstörungsgrad haben und
- entweder real oder simuliert sind.

Jedem Testobjekt wird ein Szenario mit den o.g. Testteilen zugeordnet. Jedes Szenario wird wie folgt aufgebaut:

- Objektbeschreibung,
- Datenqualität,
- Vorverarbeitung,
- Untersuchungen und Berechnungen,
- Ergebnisse und ihre Analyse.

Die Bewertung der Testergebnisse wird im Kap. 5 betrachtet.

Der entwickelte Interpretationsalgorithmus bietet eine automatische Analyse der Punktwolken und erzeugt die folgenden Ergebnisse automatisch:

- Klassifikation der Kirchenkonstruktion,
- Segmentierung der Punktwolke,
- Auswahl der Erkennungsmethode entsprechend dem Bauteiltyp bzw.
- geordnete Auswahl des Approximationsmodells zur Formerkennung und Rekonstruktion,
- Rekonstruktion in Form der erkannten und visualisierten Bauteile als Festkörper im STL-Format in Bounding Boxes.

Mit der Testdurchführung werden die entwickelten Lösungsansätze zur Formerkennung von Hauptraum, Kuppeln und Tambour überprüft. Da die Entwicklung der Formerkennungsmethoden nur auf diese Bauteiltypen eingeschränkt wurde (s. Kap. 3), werden bei Auftreten anderer Bauteiltypen (z.B. Stützen, Dachelemente) diese in der Formerkennung durch manuell eingeführte Objektformen ersetzt, die aus einer interaktiven Klassifizierung von Referenzdaten stammen. Diese Objektformen werden im Folgenden als Ersatzelemente (EE) bezeichnet.

Generell ist der Ablauf der Szenarien in Tab. 4.1 dargestellt.

Algorithmus-Schritte	Szenario-Teile			
	Test-Item	Aktivitäten	auto	man
Vorverarbeitung	alle	Orientierung		x
		Cleaning		x
Segmentierung	Zerstörung, Typologie	Regularisierung	x	
		+ künstliche Zerstörung		x
Formerkennung	alle	Klassifikation	x	
		Extraktion der Bounding Boxes	x	
Rekonstruktion	Zerstörung, Typologie, Entscheidungsfindung	Approximation eines Modells in der Bounding Box	x + EE	
		Wiederherstellung eines Bauteils laut approximiertem Modell	x	
		Approximation der Modelle in allen Zellen	x	

Tabelle 4.1: Ablauf der Szenarien.

Wie oben betrachtet, werden die Tests mit der Auswahl der Metrik zur Ähnlichkeitsschätzung der Hash-Vektoren durchgeführt. Die Ähnlichkeit wird dabei anhand der Analyse der Matching-Werte evaluiert.

4.1.2 Testdaten

Um eine adäquate Systemverifizierung und -validierung durchzuführen, werden solche Objekte ausgewählt, die unterschiedliche Testszenarien repräsentieren können. So werden sowohl reale als auch simulierte Objekte betrachtet, die in ihrem natürlichen und im künstlich veränderten Zustand getestet werden.

Eine simulierte Punktwolke orthodoxer Kirche wird anhand der analytischen Beschreibung der Bauteilformen generiert. Als Prototyp wird die klassische orthodoxe Kirche des XII. Jahrhunderts aus der Zentralregion Russland genommen, und zwar die Mariä-Schutz-und-Fürbitte-Kirche an der Nerl (Pokrova-na-Nerli). Die Punktwolke der simulierten Kirche enthält kein Rauschen, die geometrischen Formen der Bauteile sind idealisiert und enthalten keine Dekorationen.

Reale Punktwolken vier orthodoxer Kirchen wurden terrestrisch mit einem Laserscanner aufgenommen. Im Kontext des Testkonzeptes sind die Prinzipien, nach denen die Testobjekte bestimmt wurden, wie folgt definiert:

1. Die Objekte sind
 - klassische orthodoxe Kirchen, die den Hauptkanons orthodoxer Sakralbauten entsprechen;
 - nicht klassische Kirchen, die entweder modern gestaltet sind oder früher einem anderen funktionalen Zweck gedient haben.
2. Die Objekte stammen aus unterschiedlichen Regionen, Zeitepochen und Baustilen.

3. Die Objekte repräsentieren unterschiedliche Konstruktionstypen.
4. Die Objekte sind nicht zerstört (werden aber später künstlich verändert) und enthalten die Informationen über ihre originale Gestalt und Architektur, damit die Rekonstruktionsergebnisse besser nachvollziehbar werden. Die Lücken in den Punktwolken sind erwünscht.

Im Folgenden werden die Tests an den folgenden Objekten durchgeführt:

- Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden,
- Saviour-Verklärungskathedrale in Kiew,
- Verklärungskirche in Kiew,
- Atlantic Mine Orthodox Church in Houghton (USA).

4.2 Testdurchführung und Ergebnisse

4.2.1 Tests zur Segmentierung

Untersuchung der Ähnlichkeitsmetrik

Die Auswahl einer funktionsfähigen Methode für den Vergleich von zwei Hashes spielt eine wichtige Rolle für die korrekte Segmentierung der Punktwolke. Wie oben betrachtet, sollten sich die Kirchen bzw. ihre Hash-Vektoren für ein erfolgreiches Matching deutlich voneinander unterscheiden.

Im Abs. 2.3.4 wurden die Methoden zur Ähnlichkeitsschätzung der Hash-Vektoren definiert, und zwar:

- Manhattan Metrik
- Binäre Ähnlichkeitskoeffizienten
 - Cosinus-Koeffizient
 - Jaccard-Koeffizient

Im Weiteren werden diese Methoden getestet und analysiert.

1. Manhattan-Abstand

Der Manhattan-Abstand zwischen zwei Vektoren ist wie folgt definiert:

$$\Delta(x, y) := |\{j \in \{1, \dots, n\} | x_j \neq y_j\}| \quad (4.1)$$

Bei der Berechnung des Manhattan-Abstandes zwischen den Hash-Vektoren (Haupt-Hash, Kuppel-Hash und Altar-Hash) entstehen zwei Varianten:

1. Muster-Hash y und Input-Hash x sind ganzzahlig ($x, y \in \mathbb{Z}$)

Der Fall existiert, wenn die Daten aus der Datenbank „Hashing“ untereinander verglichen werden. Am einfachsten wäre es, die Berechnung mithilfe eines Absolutwerts dieser Vektoren (Hashes) für die Ähnlichkeitsschätzung durchzuführen. In diesem Fall wird 1 für unterschiedliche Größen sowie 0 für ähnliche Größen gesetzt. Damit geht die Summe dieser Module in die Berechnung eines Manhattan-Abstandes ein. Die Normierung ist in diesem Fall vorgesehen, um eine Hash-Dimension n (Anzahl der Pixel im Hash) zu eliminieren. Außerdem kann damit die zukünftige Optimierung mithilfe numerischer Methoden wesentlich vereinfacht werden.

In diesem Fall befindet sich der normierte Abstand im Bereich zwischen 0 und 1, wobei 0 vollständige Übereinstimmung definiert. Die lokalen Matching-Werte I_t , I_c , I_a (s. Kap. 2, Abs. 2.3.4) werden wie folgt berechnet:

$$I_{t,c,a} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n |x_j - y_j|}{n} \quad (4.2)$$

2. Muster-Hash y ist ganzzahlig und Input-Hash x ist reellwertig ($x \in \mathbb{Z}$, $y \in \mathbb{R}$).

In diesem Fall folgt intuitiv die Lösung mit der Grenzwert-Transformation, deren Einzelfall eine Rundung $[y_j + t]$ ist, wobei t ein Grenzwert im Bereich vom 0 bis 1 ist ($t = 0,5$ entspricht der üblichen Zahlrundung auf dem Intervall $[0, 1]$). Mit $t > 0,5$ wird das Rauschen vermindert und der Kontrast verstärkt, bei $t < 0,5$ werden kleinere Details berücksichtigt. Die Normierung ist auch in diesem Fall vorgesehen, um auf eine bestimmte Hash-Dimension n (Anzahl der Pixel im Hash) zu verzichten.

Die lokalen Matching-Werte I_t , I_c , I_a werden wie folgt berechnet:

$$I_{t,c,a} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n |x_j - [y_j + t]|}{n} \quad (4.3)$$

Dabei entstehen für die Berechnung der gesamten Matching-Werte (multiplikativer und additiver Wert) zwei Varianten:

- sequenziell werden General Key I_t , Cupola Key I_c und Altar Key I_a verdoppelt (s. Abb. 4.6). Der Matching-Wert wird wie folgt auf das Intervall $[0, 1]$ normiert:

$$\begin{aligned} I_{ad}(neu) &= (2p_1 I_t(alt) + p_2 I_a(alt) + p_3 I_c(alt)) / \sum(p) \\ I_{ad}(neu) &= (p_1 I_t(alt) + 2p_2 I_a(alt) + p_3 I_c(alt)) / \sum(p) \\ I_{ad}(neu) &= (p_1 I_t(alt) + p_2 I_a(alt) + 2p_3 I_c(alt)) / \sum(p) \end{aligned} \quad (4.4)$$

- in einer anderen Variante werden die Altar Key I_a und Cupola Key I_c gleichzeitig verdoppelt (s. Abb. 4.7). Der Matching-Wert wird wie folgt auf das Intervall $[0, 1]$ normiert:

$$I_{ad}(neu) = (p_1 I_t(alt) + 2p_2 I_a(alt) + 2p_3 I_c(alt)) / \sum(p) \quad (4.5)$$

Die beiden Varianten wirken sich nur auf den additiven Wert aus (der multiplikative Wert hat sich verdoppelt und ist im letzten Fall um den Faktor vier gestiegen). In der ersten Variante:

$$\begin{aligned} I_{mult}(1) &= (2I_t)I_a I_c \\ I_{mult}(1) &= I_t(2I_a)I_c \\ I_{mult}(1) &= I_t I_a(2I_c) \\ \implies I_{mult}(1) &= 2I_{mult} \end{aligned} \quad (4.6)$$

In der zweiten Variante:

$$I_{mult}(2) = I_t(2I_a)(2I_c) \implies I_{mult}(2) = 4I_{mult} \quad (4.7)$$

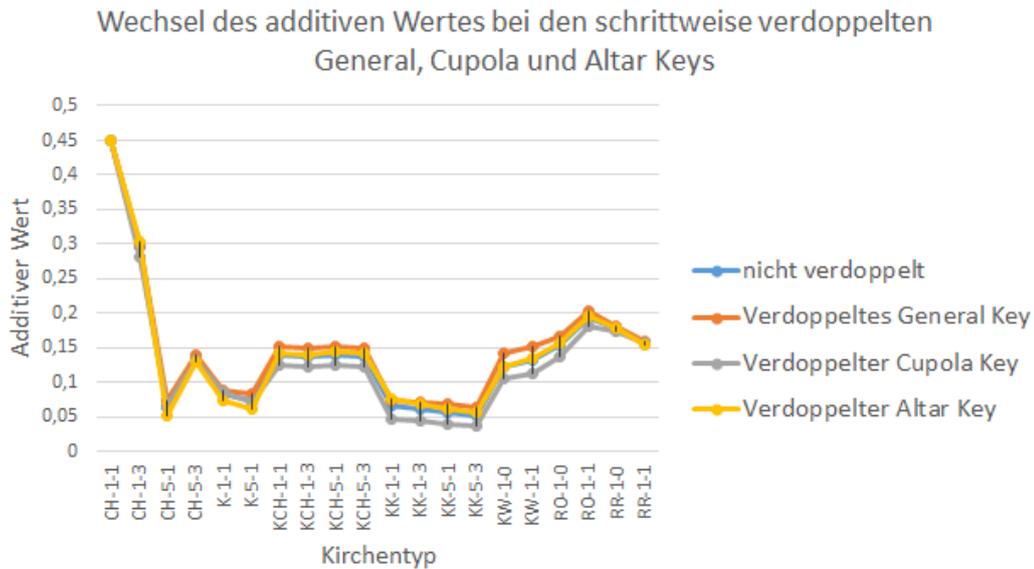


Abbildung 4.6: Einwirkung der schrittweisen Wertverdoppelung auf den additiven Matching-Wert bzw. Unterschied zwischen Hash-Vektoren für einen Kirchentyp.

Abb. 4.6 zeigt, dass die Anwendung des verdoppelten Cupola Key I_c den Unterschied zwischen Hash-Vektoren in den meisten Fällen relativ zum Datensatz mit den nicht verdoppelten Keys erhöht hat (je niedriger die Linie verläuft, desto höher ist die Unähnlichkeit). Die Verdoppelung des General Key hat diesen Unterschied sogar verringert (was in unserem Fall ungünstig ist). Auch die Verdoppelung des Altar Key hat wenig gebracht, da die Unähnlichkeit nur in einzelnen Fällen erhöht wird (dabei besteht kein Zusammenhang zwischen den Ähnlichkeitswerten und der Anzahl der Altarteile). In Abb. 4.7 wird verdeutlicht, dass die Verdoppelung von Altar- und Cupola Keys

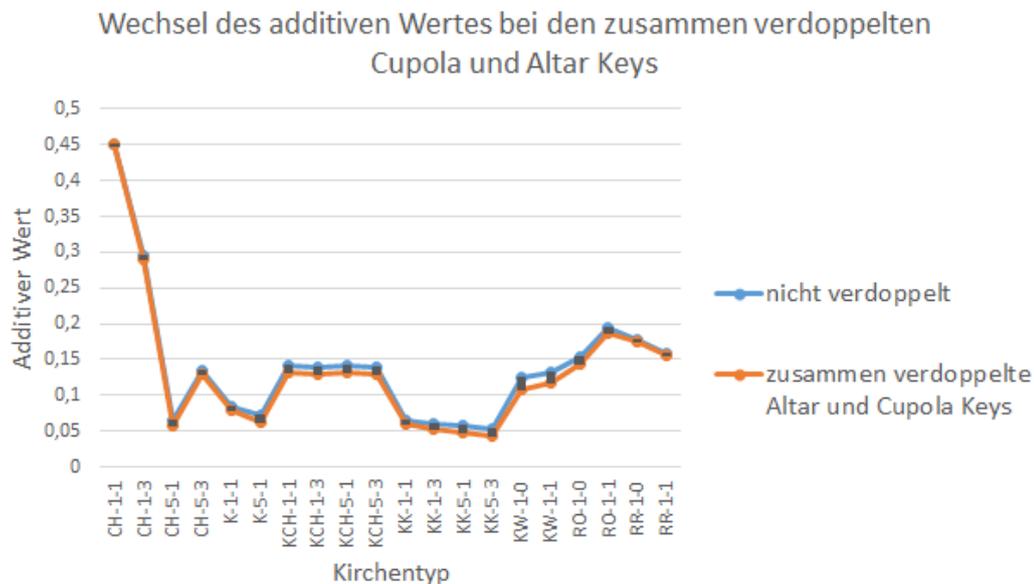


Abbildung 4.7: Einwirkung der gemeinsamen Wertverdoppelung auf den additiven Matching-Wert bzw. Unterschied zwischen Hash-Vektoren (für einen Kirchentyp).

die Unähnlichkeit insgesamt leicht erhöht hat. Beim Vergleich der Einwirkung von verdoppeltem Cupola Key und gleichzeitig verdoppelten Cupola- und Altar-Keys auf den additiven Wert ist zu beobachten, dass die Unähnlichkeit insgesamt nur leicht erhöht wird (s. Abb. 4.8).

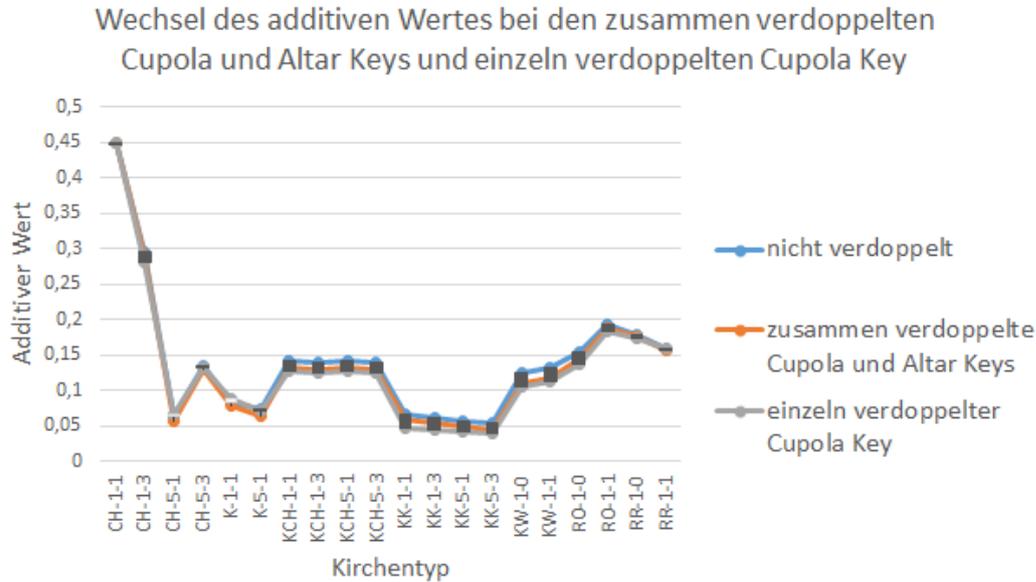


Abbildung 4.8: Einwirkungsvergleich der zusammen verdoppelten Cupola und Altar Keys und einzeln verdoppelten Cupola Key für einen Kirchentyp.

2. Kosinus-Metrik

Die Ähnlichkeit der Hash-Vektoren der Input- und der Musterkirche kann mittels einer Kosinus-Metrik geschätzt werden, bei der der Kosinus des Winkels zwischen den Vektoren durch ihr Skalarprodukt berechnet wird:

$$\langle x, y \rangle = \|x\| \|y\| \cos(\theta) \quad (4.8)$$

Den Kosinus-Abstand p_{cos} wird wie folgt bestimmt:

$$p_{cos}(x, y) = \arccos\left(\frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|}\right) = \arccos\left(\frac{\sum_{i=1}^d x_i y_i}{(\sum_{i=1}^d x_i^2)^{\frac{1}{2}} (\sum_{i=1}^d y_i^2)^{\frac{1}{2}}}\right) \quad (4.9)$$

Die Kosinus-Metrik wird häufig für die Ähnlichkeitsschätzung zwischen zwei Textdateien verwendet. Der Text wird als Vektor dargestellt, dessen Komponenten den Wörtern aus einem Wörterbuch entsprechen. Eine Komponente ist gleich 1, wenn das Wort im Text vorkommt, ansonsten 0. So wird der Kosinus zwischen zwei Vektoren umso größer, je mehr identische Wörter es in beiden zu vergleichenden Texten gibt. Nach einem ähnlichen Prinzip werden die Hash-Vektoren der Kirchen verglichen. Die Berechnung der lokalen Matching-Werte besitzt zwei Varianten (s. Abb. 4.9):

- nur nach dem Argument des Arkuskosinus, das dabei im Intervall zwischen 0 und 1 liegt (wobei 1 eine absolute Übereinstimmung ist):

$$I_{t,c,a} = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|} \quad (4.10)$$

- normiert auf $\pi/2$ Arkuskosinus und von 1 subtrahiert (analog zum o.g. normierten Manhattan-Abstand). Der $\pi/2$ -Koeffizient wird so gewählt, damit die Argument-Bandbreite zwischen 0 und 1 der Bandbreite zwischen 0 und $\pi/2$ entspricht. Es wird von 1 subtrahiert, weil der Arkuskosinus bei der absoluten Übereinstimmung gleich 0 wird.

$$I_{t,c,a} = 1 - \frac{2}{\pi} \arccos\left(\frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|}\right) \quad (4.11)$$

Für die Berechnungsbeschleunigung der Matching-Werte kann auf die Berechnung des Arkuskosinus verzichtet und durch die Normierung des Produktes der Vektorenlängen auf die Dimension n des Hashes ersetzt werden:

$$I_{t,c,a} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j y_j}{n} \quad (4.12)$$

Alternativ kann auf die Anzahl der Nicht-Null-Pixel in diesem Hash normiert werden:

$$I_{t,c,a} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j y_j}{\sum_{j=1}^n x_j} \quad \text{mit } x_j, y_j \neq 0 \quad (4.13)$$

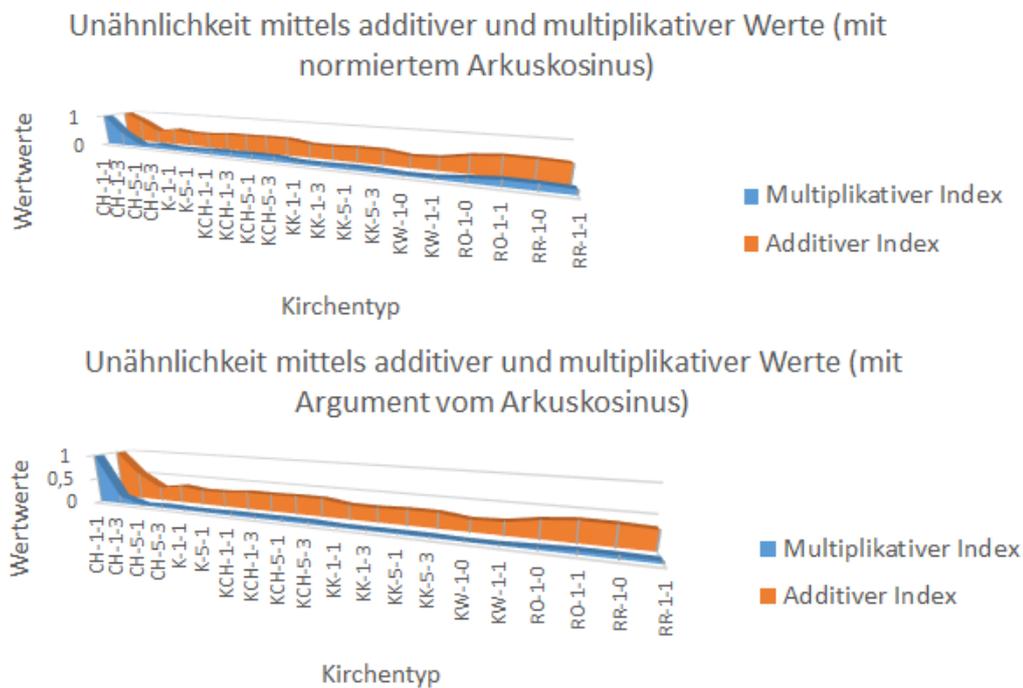


Abbildung 4.9: Einwirkung der Berechnungsvarianten der Kosinus-Metrik auf den multiplikativen und additiven Wert.

Die Anwendung der Kosinus-Metrik hatte deutliche Auswirkungen, da der Unterschied zwischen Hash-Vektoren wesentlich erhöht wird, insbesondere wird der multiplikative Wert beeinflusst. Deshalb werden die zwei o.g. Berechnungsvarianten der Kosinus-Metrik - nur nach dem Argument vom Arkuskosinus und normiert auf $\pi/2$ Arkuskosinus - verglichen.

Abb. 4.10 zeigt, dass die zweite Berechnungsvariante mit normiertem Arkuskosinus die Unähnlichkeit wesentlich deutlicher macht.

3. Jaccard-Koeffizient

Während die vorherigen Ähnlichkeitsmetriken an den Stichproben funktionieren, die reelle und ganzzahlige Vektoren sind, basiert die Jaccard-Metrik auf Mengen (analog zum Beispiel mit dem Text, der in diesem Fall durch die Menge der Wörter repräsentiert wird). Die allgemeine Gleichung des Jaccard-Abstands lautet:

$$|x \cap y| = \sum_{i=1}^n x_i y_i = \langle x, y \rangle \quad (4.14)$$

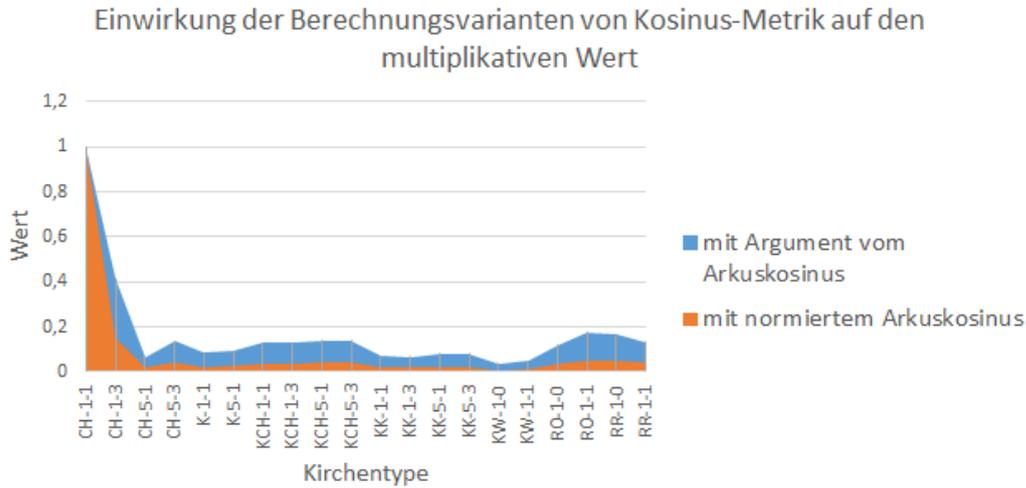


Abbildung 4.10: Hash-Unähnlichkeit anhand der Berechnung des multiplikativen Wertes: niedrigere Werte zeigen den höheren Unterschied der Hash-Vektoren.

oder

$$|x \cup y| = \sum_{i=1}^n x_i + \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i y_i = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i y_i = \|x\|^2 + \|y\|^2 - \langle x, y \rangle \quad (4.15)$$

Der Jaccard-Abstand p_j kann wie folgt berechnet werden:

$$p_j(x,y) = 1 - \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\|^2 + \|y\|^2 - \langle x, y \rangle} \quad (4.16)$$

In unserem Fall wird die Gleichung 4.16 wie folgt angepasst:

$$I_{t,c,a} = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\|^2 + \|y\|^2 - \langle x, y \rangle} \quad (4.17)$$

Als Matching-Wert I (I_t, I_b, I_c) gilt dann der Subtrahend selbst und wird gleich 1 im Fall der vollen Übereinstimmung sowie 0 im Fall der vollen Inkongruenz. Das wird für die weiteren Berechnungen verwendet (s. Gl. 4.17).

Analog zur Kosinus-Metrik beeinflusst die Jaccard-Metrik im Wesentlichen den multiplikativen Wert (s. Abb. 4.11). Die Jaccard-Metrik kann ohne Änderung angewendet werden, weil sie

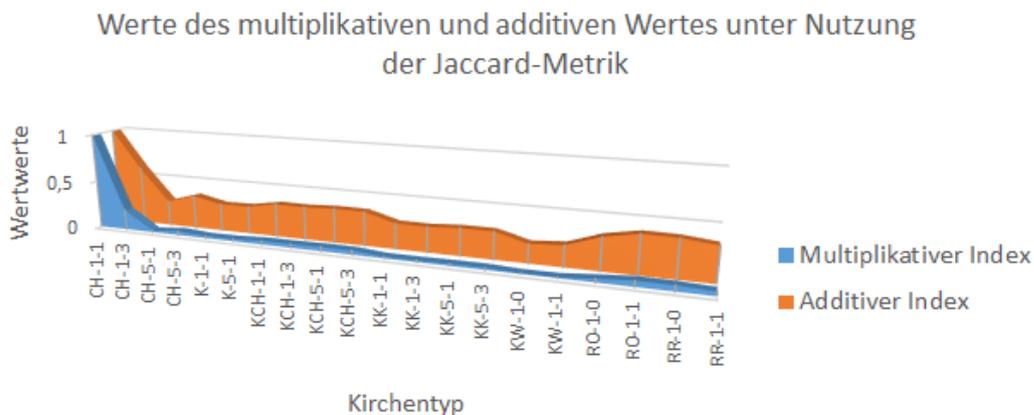


Abbildung 4.11: Resultierende Matching-Werte unter der Nutzung von Jaccard-Metrik. relativ „sparsam“ ist und keine Berechnung der Quadratwurzel im Nenner benötigt. Im Vergleich

zur Kosinus-Metrik zeigt die Jaccard-Metrik auch wenig Unterschied in der Einwirkung auf die Hash-Ähnlichkeit bei der Berechnung des multiplikativen Wertes (verglichen wurden Jaccard- mit Kosinus-Metrik mit dem normierten Arkuskosinus, die einen höheren Unterschied nachgewiesen hat, s. Abb. 4.12). Im Weiteren wird daher die Jaccard-Metrik für Matching und Segmentierung

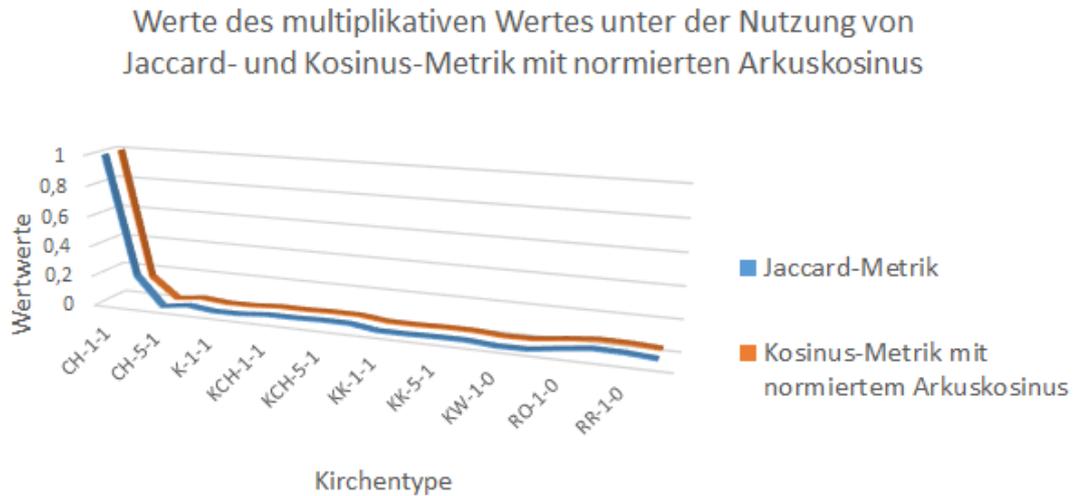


Abbildung 4.12: Einwirkung der Jaccard- und Kosinus-Metrik auf den multiplikativen Wert. verwendet.

Auswahl der Raster-Dimension

Mit der Projektion der Punktwolke in eine Koordinatenebene und Diskretisierung mittels eines grob aufgelösten Rasters ist ein Informationsverlust bei der Abtastung verbunden. Dieser ist für die Erkennung grober Objektstrukturen jedoch gewünscht und führt zu einem Generalisierungseffekt, bei dem kleine Objektdetails verschwinden und damit den Erkennungsprozess nicht negativ beeinflussen. Abb. 4.13 zeigt die schematische Diskretisierung einer Punktwolke. Mit der Dimen-

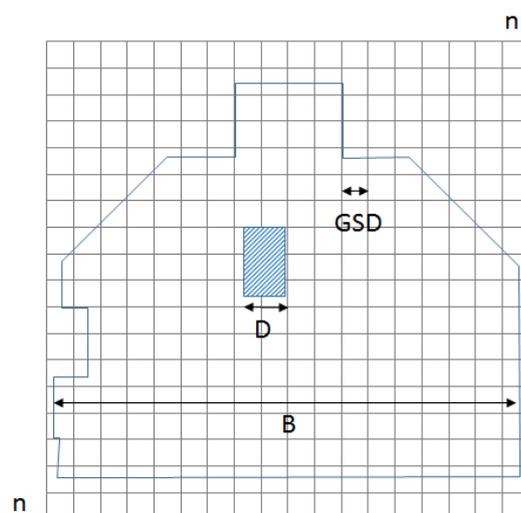


Abbildung 4.13: Diskretisierung der Punktwolke eines Testobjektes.

sion des Rasters (Anzahl Zeilen bzw. Spalten) wird die Auflösung am Objekt (ground sampling distance, GSD) festgelegt und damit die Auflösung von Objektdetails (siehe Abb. 4.13). Die Dimension des Rasters n (z.B. $n = 24$) führt bei einer Objektbreite B (z.B. $B = 12m$) zu folgender

Ortsauflösung:

$$GSD = B/n \quad (4.18)$$

In Analogie zum Shannon's Abtasttheorem ergibt sich dann das kleinste noch auflösbare Objekt-detail D zu

$$D \geq 2GSD \quad (4.19)$$

In praktischen Anwendungen wird ein Faktor von 2.8 bis 3 gewählt. Damit folgt:

$$GSD \leq D/2.8 \quad (4.20)$$

Die notwendige Dimension des Rasters folgt dann mit

$$n = \lceil \frac{B}{GSD} \rceil \quad (4.21)$$

Ein Beispiel wird in der Tab. 4.2 dargestellt. In unserem Fall ist jedoch nicht die maximal zulässige

Gebäudebreite	B	12 m	12 m	12m
Zu generalisierende Strukturgröße	D	1.0m	1.5 m	2 m
Minimale Ortsauflösung:	GSD	0.36m	0.53 m	0.71m
Dimension des Rasters	n	33	23	17

Tabelle 4.2: Auswahl der Rasterdimension.

Abtastgröße zur Erkennung kleiner Objektdetails entscheidend, sondern die minimal erforderliche Pixelgröße, mit der sichergestellt ist, dass kleinere Strukturen nicht mehr rekonstruiert werden. Da die Musterkirchen in der Datenbank ebenfalls grob/vereinfacht dargestellt sind (s. Abs. 2.3.3), haben z.B. Dekorationen keinen negativen Einfluss auf das Matching.

Für den gewünschten Generalisierungseffekt gilt:

$$D \leq 2GSD \quad (4.22)$$

Für die Auswahl einer Raster-Dimension werden die klassischen Kirchen mit den Gebäudebreiten 4m, 12m, 24m und 90m herangezogen. Die Größe des Rasters wird entsprechend dieser Kirchen-größen gewählt:

1. 4×4 px
2. 12×12 px
3. 24×24 px
4. 48×48 px

Aus Rechenzeitgründen wird nicht empfohlen, die Raster-Dimension von 48x48 zu überschreiten.

Da die Parameter der Bounding Boxes (gesamte Länge, Breite und Höhe) unterschiedlicher Kirchen innerhalb des Quaders variieren können (z.B. Länge = Höhe), wird grundsätzlich ein quadratisches Raster gewählt, das für alle Kirchentypen eingesetzt werden kann.

Für die Schätzung einer geeigneten Rasterdimension werden die Unsicherheiten der Messdaten berücksichtigt, die das Ergebnis beeinflussen können (s. Abb. 4.14):

- Generalisierung unnötiger Dekorationen und kleinerer Details ($D, D \leq 2GSD$),
- starkes Rauschen innerhalb $D \leq 2GSD$,

- Krümmungen mit dem Krümmungsradius

$$R = \frac{4D^2 + B^2}{8D}, D \leq 2GSD \quad (4.23)$$

bzw.

$$D = R - \frac{1}{2}\sqrt{4R^2 - B^2} \leq 2GSD \quad (4.24)$$

- Versatz wegen der Drehung relativ zur Projektionsebene innerhalb von $D \leq 2GSD$.

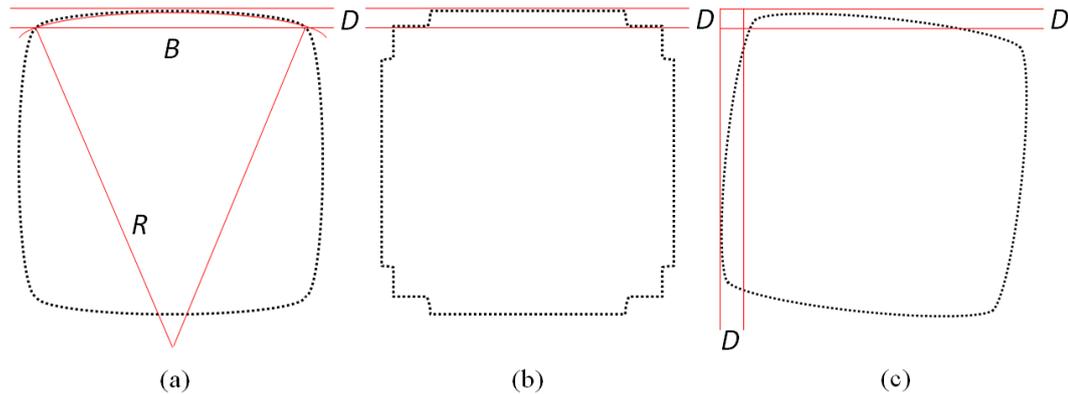


Abbildung 4.14: Mögliche Unsicherheiten der Punkt- und Linienwolke und deren Grenzwerte am Beispiel der Draufsicht-Projektion: *a* - Wandkrümmung, *b* - Dekorationen und Rauschen, *c* - Versatz wegen ungünstiger Positionierung.

In Tabelle 4.3 werden die einzelnen Bauteile betrachtet, die für die Kirchenklassifikation wichtig sind.

Im Raster 4×4 können nicht alle wichtigen Strukturen abgebildet werden. Die Auflösungsstufe 48×48 gestattet eine feine Extraktion kleinerer Bauteile, was in unserem Fall jedoch nicht erforderlich ist. Außerdem führt die Erhöhung einer Rasterdimension zur Steigerung der Hash-Länge, was die weiteren Berechnungen erschwert. Optimal könnten in diesem Fall ein 12×12 oder ein 24×24 Raster sein.

Das 12×12 Raster führt zu einem stärkeren Generalisierungseffekt und zeigt sich als gut geeignet für die Extraktion der Wände einer größeren Kirche, sollte aber sensibler für die feineren Bauteile (z.B. Kuppeln) und kleineren Kirchen (z.B. 4er Kubus mit 4 m Wandlänge) eingestellt werden, da die Variationen der Strukturgrößen zwischen 0,3 und 2 m nicht sicher aufgelöst werden, was für eine kleinere Kirche nicht günstig ist.

Die nächste Auflösungsstufe 24×24 reagiert sensibler auf jede Änderung (und Abweichungen) der Breite in der Größenordnung von 0,5 m, eignet sich besser für eine feinere Bauteilextraktion und bleibt dabei trotzdem relativ robust auch für größere Strukturen (z.B. Variierung einer Wandbreite der kleineren Kirche zwischen 1 - 1,5 m).

Aus diesen Gründen wird als geeigneter Kompromiss zwischen einem gewünschten Generalisierungseffekt und möglichst kleiner Hash-Größe die Auflösungsstufe 24×24 für die Extraktion kirchlicher Hauptstrukturen und für die Klassifikation wichtiger Bauteile gewählt. Dies kommt der in Tab. 4.3 dargestellten theoretischen Auflösungsberechnung von $n = 23$ sehr nah.

4x4 Raster					
Gebäudebreite	B (m)	4	12	24	90
Dimension des Rasters	n	4	4	4	4
minimale Ortsauflösung	GSD (m)	1	3	6	22,5
Zu generalisierende Strukturgröße	D (Kuppel) (m)	1	4	6	30
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	nein	nein	nein	nein
	D (Altar) (m)	1	3	6	25
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	nein	nein	nein	nein
	D (Wand) (m)	0,3	1	1,5	2
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	nein	nein	nein	nein
12x12 Raster					
Gebäudebreite	B (m)	4	12	24	90
Dimension des Rasters	n	12	12	12	12
minimale Ortsauflösung	GSD (m)	0,3	1	2	7,5
Zu generalisierende Strukturgröße, D	D (Kuppel) (m)	1	4	6	30
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Altar) (m)	1	3	6	25
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Wand) (m)	0,3	1	1,5	2
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	nein	nein	nein	nein
24x24 Raster					
Gebäudebreite	B (m)	4	12	24	90
Dimension des Rasters	n	24	24	24	24
minimale Ortsauflösung	GSD (m)	0,16	0,5	1	3,75
Zu generalisierende Strukturgröße, D	D (Kuppel) (m)	1	4	6	30
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Altar) (m)	1	3	6	25
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Wand) (m)	0,3	1	1,5	2
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	nein	ja	nein	nein
48x48 Raster					
Gebäudebreite	B (m)	4	12	24	90
Dimension des Rasters	n	48	48	48	48
minimale Ortsauflösung	GSD (m)	0,08	0,25	0,5	1,87
Zu generalisierende Strukturgröße, D	D (Kuppel) (m)	1	4	6	30
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Altar) (m)	1	3	6	25
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	ja
	D (Wand) (m)	0,3	1	1,5	2
Auflösungsmöglichkeit	ja/nein	ja	ja	ja	nein

Tabelle 4.3: Auflösungsmöglichkeit einzelner Strukturen relativ zur Raster-Dimension und Gebäudebreite.

4.2.2 Tests zur Rekonstruktion

Szenario 1 - Simulierte orthodoxe Kirche

Für die Untersuchungen der entwickelten Segmentierungs-, Formerkennungs- und Rekonstruktionsalgorithmen wird in diesem Szenario eine orthodoxe Kirche simuliert. Die Bauteilgeometrien

sowie die Kirchengestalt werden von der realen klassischen russischen Kirche „Pokrova-na-Nerli“ übernommen, deren Proportionen und Maße als Beispiel des kanonischen Aufbaus der orthodoxen Kirchen dienen.

Das Ziel in diesem Szenario ist, nicht nur die grundlegenden Algorithmus-Schritte zu testen, sondern auch die Einwirkung von Bauepoche und Bauregion auf die Verteilung der Häufigkeit einzelner Bauteilformen zu prüfen. Diese Informationen stammen nicht aus der Geometrie der Punktwolke, sondern existieren unabhängig davon und werden in diesem Fall manuell eingetragen.

Die Punktwolke der Kirche wird zunächst nicht künstlich zerstört. Die Tests relativ zum Zerstörungsgrad werden in weiteren Szenarien mit realen Punktwolken der Kirchen betrachtet. Für die Generierung einer simulierten Kirche werden analytisch beschriebenen Bauteile verwendet (s. Kap. 2, Abs. 2.2). Daraus resultiert in diesem Fall eine Punktwolke mit 79682 Punkten. Die simulierte Kirche stellt eine klassische Würfel-Konstruktion mit einem Hauptkuppel-Block sowie drei Altarräumen ohne Haupt- und Nebeneingänge dar (s. Abb. 4.15).

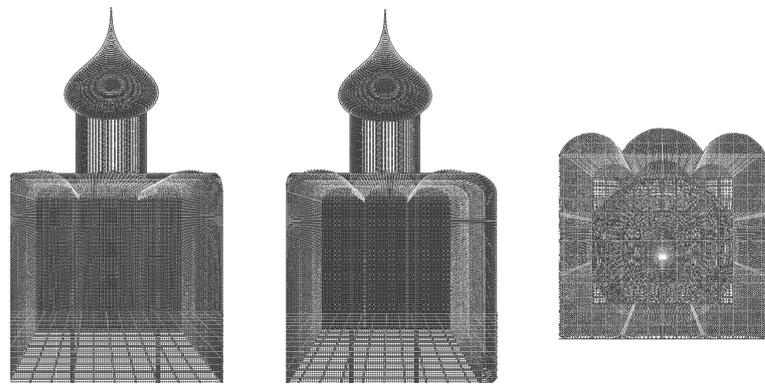


Abbildung 4.15: Punktwolke der simulierten Kirche in drei Ansichten.

Laut der entwickelten Klassifikation können die Bauteile der Kirche wie folgt identifiziert werden (s. Tab. 4.4). Die Punktwolke der Kirche wird in das entwickelte System importiert und korrekt als ein „Chetverik“ („Würfel“-Konstruktion) mit drei Hauptaltarapsiden und einem Hauptkuppel-Block erkannt. Die Ergebnisse sind in Abb. 4.16 visualisiert. Der Algorithmus startet mit der

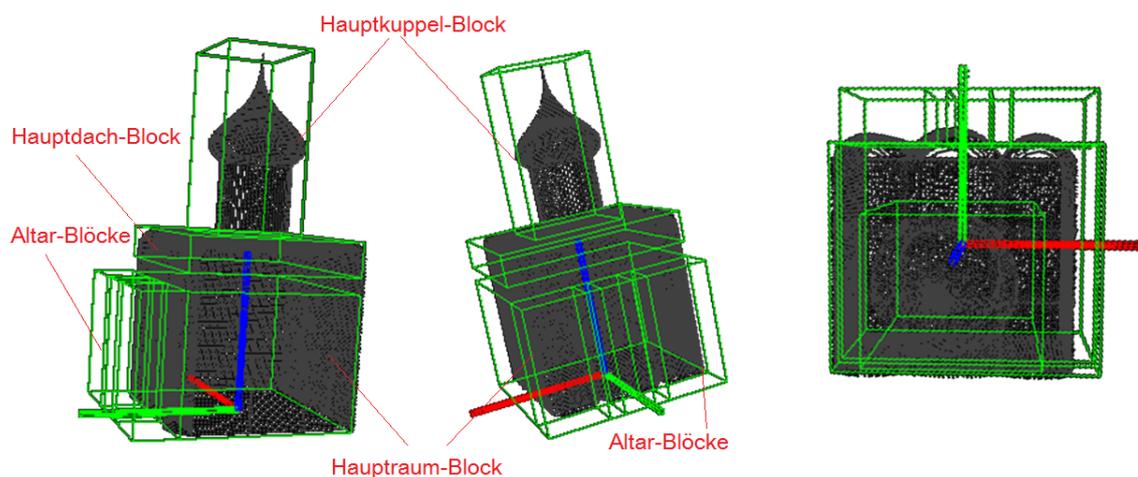


Abbildung 4.16: Segmentierungsergebnisse: extrahierte Bauteil-Blöcke der simulierten Kirche.

Approximation der wahrscheinlichsten Bauteilformen in allen Zellen (Automatenzustand σ_0 , s. Kap. 2, Abs. 2.4.3), die als Liste im Programm dargestellt wird (s. Abb. 4.17). Später wird diese Liste zur besseren Lesbarkeit separat ausgegeben (s. Tab. 4.5). Zuerst wird der Algorithmus ohne manuelle Eingabe der Informationen über die Bauepoche und Bauregion getestet. Bei der Start-

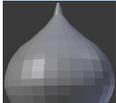
Klassifikationselement	ID-Nr.	Modell
Hauptraum	X1	
Hauptdach	DE S	
Hauptaltar	HA1	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	
Nebenaltar Süd	NAR 1	s. Hauptaltar
Dach des Nebenaltars (Süd)	D(NAR) 15	s. Hauptaltardach
Nebenaltar Nord	NAL 1	s. Hauptaltar
Dach des Nebenaltars (Nord)	D(NAL) 15	s. Hauptaltardach
Hauptkuppel	HK 1	
Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 1	
Kreuz von Hauptkuppel	KR(HK) 2	
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 0	kein

Tabelle 4.4: Aufbau der simulierten Kirche laut der Klassifikationstabelle (s. Kap. 2, Abs.2.2).

konfiguration werden 11 Bauteilformen (92%) korrekt und 1 Bauteilform (8%) falsch approximiert. Da die Formerkennungsalgorithmen nur in den Zellen mit dem Hauptraum, Tambour und Kuppel entwickelt wurden und die Formerkennung in den einzigen inzidenten Zellen zwischen Hauptraum und Tambour nicht möglich ist, werden Ersatzelemente für diese Bauteil-Zellen verwendet (s. Abs. 4.1.1).

Zwischen der 1. und 5. Iteration hat der Algorithmus die Hauptraumform, Tambour und Kuppelform erfolgreich erkannt: Hauptraum $X1$, Tambour $TR(HK)1$, Hauptkuppel $HK1$. Die Ergebnisse in der 1. und 5. Iteration zeigen keinen Unterschied, da die erkannten Bauteilformen den wahrscheinlichsten approximierten Formen entsprochen haben.

Danach wird der gesamte Prozess noch einmal mit der manuellen Eingabe von Informationen über die Region (RE) und die Bauepoche (EP) neu gestartet. Dabei gilt $EP1$ für die Epoche zwischen XI. und XVI. Jahrhundert und $RE1$ für die Zentralregion Russlands (Vladimir-Suzdal Gebiet).

Bei der Startkonfiguration (Zustand σ_0) sind die Ergebnisse im Vergleich zum vorherigen

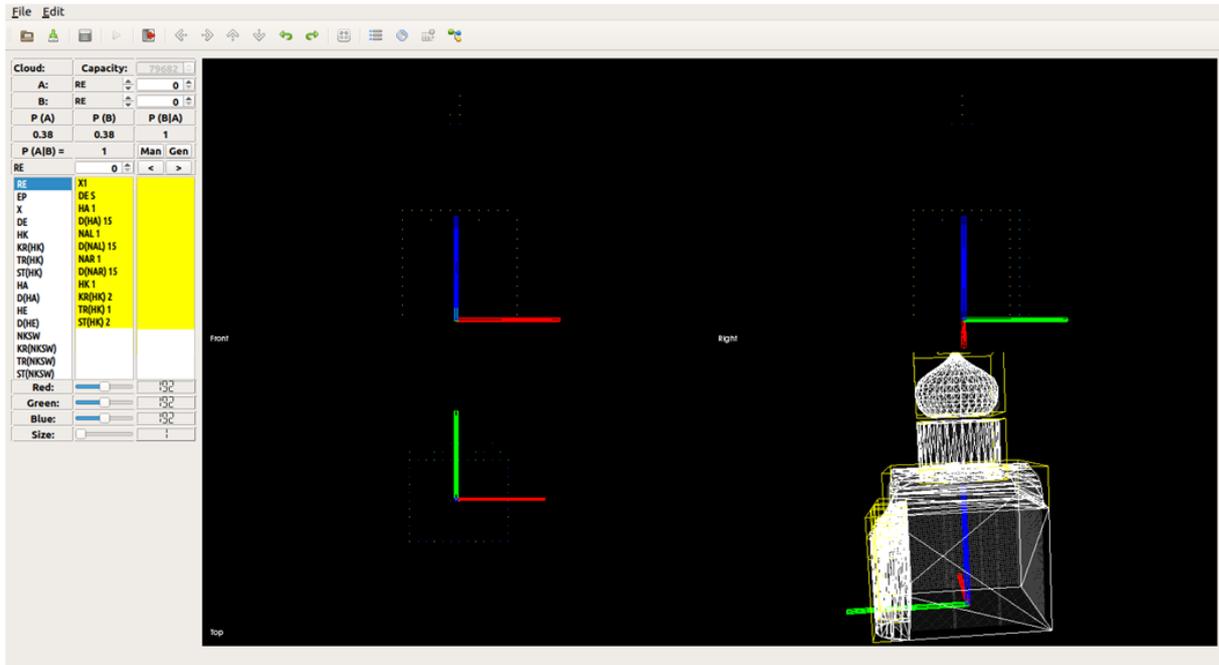


Abbildung 4.17: Visualisierte Ergebnisse der approximierten Bauteilformen beim Algorithmus-Start ohne Formerkennung.

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
			ja	nein
Hauptraum	X1	X1	x	
Hauptdach	DE S	DE S	x	
Hauptaltar	HA 1	HA1	x	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	D(HA) 15	x	
Nebenaltar Süd	NAR 1	NAR 1	x	
Dach des Nebenaltars (Süd)	D(NAR) 15	D(NAR) 15	x	
Nebenaltar Nord	NAL 1	NAL 1	x	
Dach des Nebenaltars (Nord)	D(NAL) 15	D(NAL) 15	x	
Hauptkuppel	HK 1	HK 1	x	
Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 1	TR(HK) 1	x	
Kreuz von Hauptkuppel	KR(HK) 2	KR(HK) 2	x	
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 2	ST(HK) 0		x
		Summe	11	1
		Prozent	92%	8%

Tabelle 4.5: Approximationsergebnisse für simulierte Kirche der Bauteilformen beim Algorithmus-Start: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein.

Algorithmus-Ablauf gleichgeblieben. Als Ursache dazu kann vermutet werden, dass die simulierte Kirche einer realen Kirche aus derselben Epoche ($EP1$) und Region ($RE1$) entspricht.

Die Änderung der Bauepoche auf $EP2$ (zwischen XVI. und XIX. Jahrhundert) hat das Ergebnis ebenfalls nicht beeinflusst. Durch die Änderung der Region auf $RE2$ (entspricht der nordwestlichen Region Russlands im Novgorod Gebiet) wird eine andere Kuppelform approximiert (s. Abb. 4.18). Die Änderung der Epoche auf $EP2$ hat die Ergebnisse nicht geändert. Die Änderung der Kuppelform relativ zu den Regionsinformationen ist nachvollziehbar: diese Kuppelformen sind für die betrachteten Regionen typisch und als Folge treten sie am häufigsten in der Datenbank auf.

Die Bauepoche hat keinen Einfluss auf das Ergebnis gehabt.

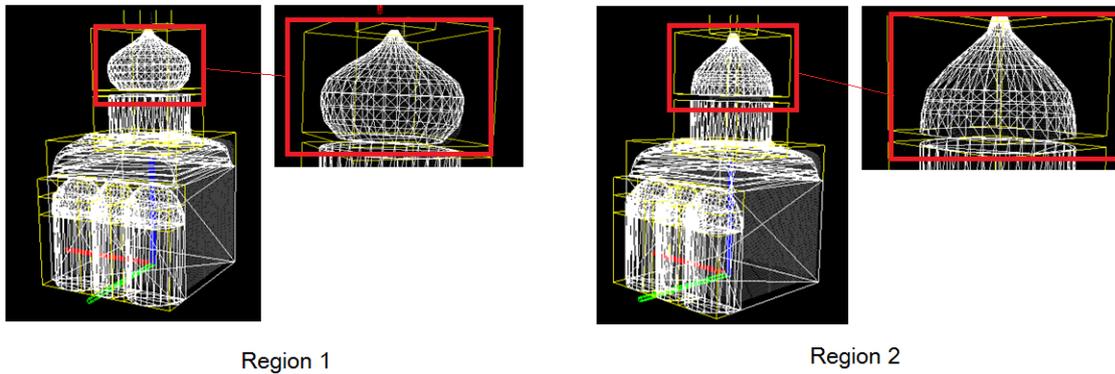


Abbildung 4.18: Die Änderung des Approximationsmodells der Hauptkuppel bei unterschiedlichen Informationen über die Bauregion.

Szenario 2 - Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden

Die Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden wurde 1855 gebaut, ihre Architektur entspricht vollständig den Kanons der orthodoxen Sakralbauten und der Typologie der russischen Kirchen. Die Kirchenkonstruktion stellt eine typische Würfel-Konstruktion (Chetverik dar, mit fünf Zwiebelkuppeln und Lichttambours, Kuppeldeckung mit einem Hauptaltar, Haupteingang und Nebeneingangsböcken (s. Abb. 4.19,a).

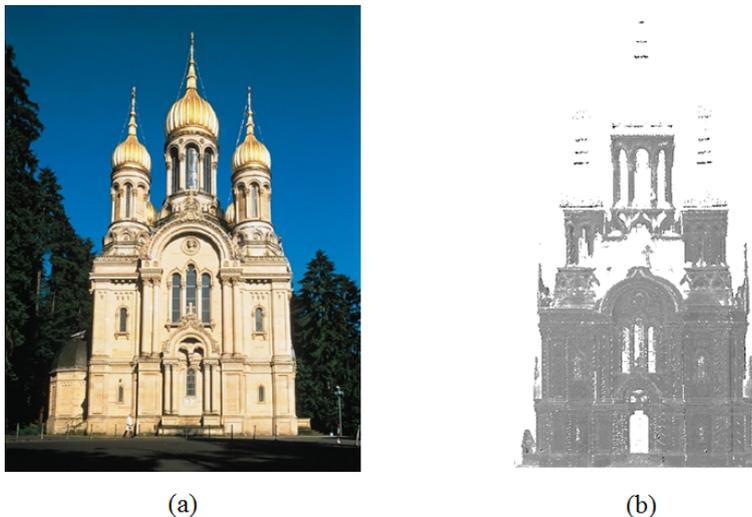


Abbildung 4.19: Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden (a) und ihre Laserscanning-Punktwolke (b) (kulturportal [2019]).

Laut der Klassifikationsdatenbank kann man die Bauteile identifizieren (s. Tab. 4.6, Abb. 4.20)

Die Aufnahme wurde mit dem Laserscanner Faro Focus 3D bei einer Auflösung von 7,6 mm durchgeführt, daraus resultieren 108.313 Millionen Punkte. Obwohl die Kirche nicht zerstört ist, haben die goldenen Kuppeln und Deckung sowie einige Kreuze wegen der ungünstigen Reflexion des Laserstrahls Lücken in der Punktwolke verursacht (s. Abb. 4.19,b).

In diesem Szenario wird der entwickelte Algorithmus in Abhängigkeit zu Zerstörungsgrad und Richtigkeit der Approximation und Rekonstruktion im Fall der klassischen Kirchentypologie untersucht.

Im Fall 1 wird die Kirchenpunktwolke nicht künstlich zerstört und enthält Lücken aufgrund der mangelnden Laserscanning-Aufnahme.

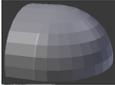
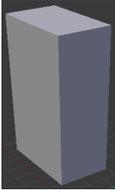
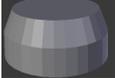
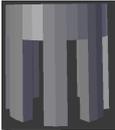
Block	Klassifikationselement	ID-Nr.	Modell
Hauptraumblock	Hauptraum	X1	
Hauptdachblock	Deckung	DE K 2	
Hauptaltarblock	Hauptaltar	HA 5	
	Dach des Hauptaltars	D(HA) 15a	
Eingangsblock	Haupteingang	HE 1	
	Dach des Haupteingangs	D(HE) 11	
Nebeneingangblock (Süd)	Nebeneingang (Süd)	NER 1	s. HE 1
	Dach des Nebeneingangs	D(NER) 11	s. D(HE) 11
Nebeneingangblock (Nord)	Nebeneingang (Nord)	NEL 1	s. HE 1
	Dach des Nebeneingangs	D(NEL) 11	s.D(HE) 11
Hauptkuppelblock	Hauptkuppel	HK 1	
	Kreuz der Hauptkuppel	KR(HK) 2	
	Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 8	
Nebenkuppelblöcke	Stütze s. Hauptkuppelblock	ST(HK) 2 NK...	 s. HK-Bauteile

Tabelle 4.6: Auflistung der Bauteile der Russischen Orthodoxen Kirche in Wiesbaden laut der Klassifikation der Datenbank „Statistik“.

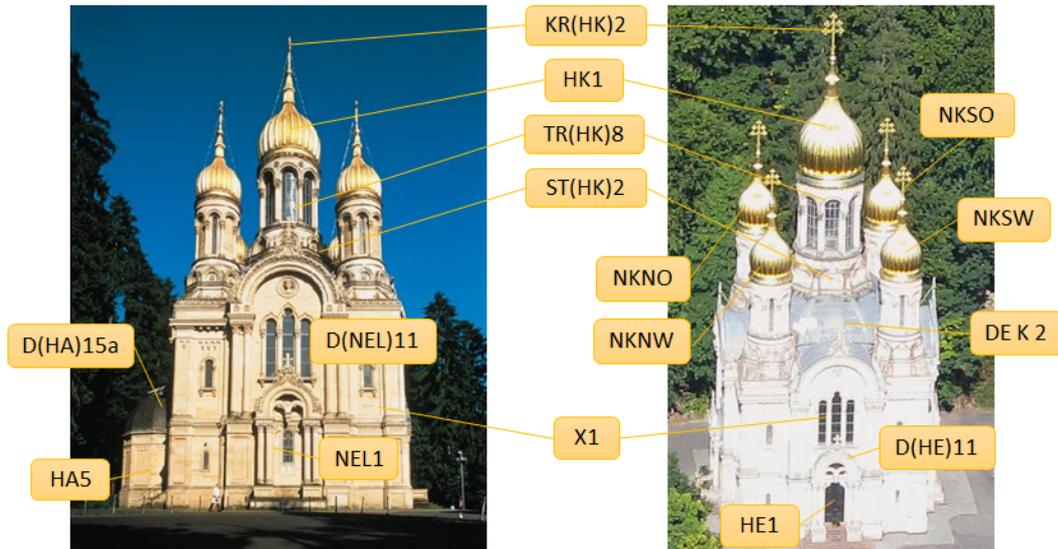


Abbildung 4.20: Bezeichnung der Bauteile in der Kirche laut der Klassifikationstabelle der Datenbank „Statistik“ (Pehlemann [2018]).

Die Punktwolke der Kirche wird in das entwickelte System importiert und korrekt als ein „Chetverik“ (Würfelkonstruktion) mit einer Hauptaltarapsis und fünf Kuppeln erkannt. Die Ergebnisse sind in Abb. 4.21 visualisiert. Anhand der Segmentierungsergebnisse werden die Bounding Boxes

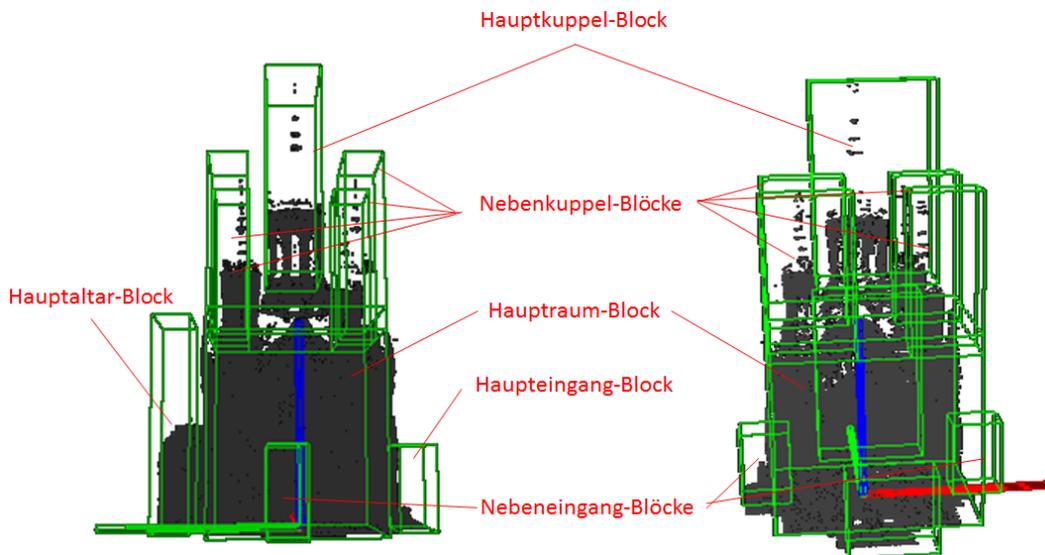


Abbildung 4.21: Ergebnisse der groben Segmentierung mit Extraktion der Bauteilblöcke.

extrahiert sowie die vorläufigen Näherungswerte für den Automatenstart konfiguriert, die in Form einer Liste der Approximationsmodelle mit ID-Nr und Visualisierung als Festkörper dargestellt werden (s. Abb. 4.22). Davon wurden zur Approximation und Rekonstruktion 19 Bauteile korrekt (63%) und 11 Bauteile (37%) falsch erkannt (s. Tab. 4.7).

Die approximierten Modelle werden in der Bounding Box relativ zur Boxgröße skaliert und visualisiert. Die Bounding Boxes werden etwas größer als das reale Bauteil gewählt, um sicherzustellen, dass das gesamte Bauteil durch die Bounding Box umschrieben wird. Die Größe der vorgeschlagenen Formen entspricht somit noch nicht den realen Abmessungen, können aber als hinreichende Startwerte für die Formparametrisierung verwendet werden.

Laut Kap. 3 werden im Rahmen dieser Arbeit die Methoden der Formerkennung für den

Hauptraum, die Kuppeln und Tambours entwickelt und in den Interpretationsalgorithmus eingebunden. Wegen der nicht realisierten Erkennungsalgorithmen für andere Bauteile werden die manuell eingegebenen Ersatzmodelle in Form der Bauteil-IDs und deren Modelle verwendet. Das bedeutet, dass die Formerkennung in der Zelle (Bounding Box) mit dem Hauptraum startet und für die inzidenten Zellen bis Tambour und Kuppel die Daten der Ersatzelemente nutzt.

Während der Formerkennung des Hauptraumes wird die Form X_1 erkannt (Zustand σ_1). Die inzidenten Zellenwerte werden neu berechnet, dennoch bleibt das Ergebnis gleich, weil die erkannte Hauptraumform der vorläufig generierten wahrscheinlichsten Hauptraumform vom Zustand σ_0 entspricht.

Nach zwei Iterationen gelangt der Prozess zu den Zellen mit den Tambouren und Kuppeln. Erkannt werden die Tambouren, während der Erkennungsalgorithmus der Kuppelformen aufgrund der nicht ausreichenden Erkennungsbedingungen nicht erfolgreich ist, da die Verteilung der Punkte an der Kuppel ungünstig ist (s. Kap. 3). Trotzdem hat die korrekte Formerkennung von einem einzelnen Tambour zur korrekten Approximation der restlichen Tambouren geführt. So ist der Anteil der korrekt rekonstruierten Bauteilformen höher geworden (s. Tab. 4.9, s. Abb. 4.23). Die Ersatzmodelle werden dabei nicht mitgezählt. Anhand der Ergebnisse kann festgestellt werden, dass sich die Rekonstruktionsrate insbesondere dann erhöht, wenn identische Zweige in einer bestimmten Iteration des Algorithmus auftreten (s. Kap. 2). Danach werden schrittweise die Nebenkuppeln eliminiert (bis auf drei Nebenkuppeln mit einer verbliebenen Nebenkuppel), s. Abb. 4.24. Der Zerstörungsgrad beträgt in diesem Fall zwischen 25 und 40% einschließlich der teilweisen Zerstörung der Wände. In jedem Schritt wird die Würfelkonstruktion mit fünf Kuppeln erkannt. Der Rekonstruktionsalgorithmus generiert die wahrscheinlichsten Bauteilformen analog zum vorherigen Fall mit nicht reduzierter Punktwolke (s. Abb. 4.25).

Bei der Formerkennung und Rekonstruktion sind die Ergebnisse analog zu dem Fall mit der unzerstörten Kirche. Im Schritt mit dem Zustand σ_4 wird die Form des Haupttambours erkannt sowie die fehlenden Tambouren rekonstruiert (s. Abb. 4.26).

Dieselben Ergebnisse können bei der 50%-Zerstörung der Altarseite beobachtet werden (s. Abb. 4.27). Bei der Segmentierung wird die korrekte Anzahl der Bauteilblöcke extrahiert, die Formerkennungs- und Rekonstruktionsschritte sind dieselben wie im vorhergehenden Fall.

Da die Anzahl der Altarapsiden bei der vollständigen Zerstörung des Altarteils unklar ist, wird in solchen Fällen das einfachste Modell laut dem Ockham-Prinzip (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3) realisiert. Die approximierte Form der Altarapsis ist in diesem Fall jedoch nicht korrekt, was aber auch in den vorherigen Fällen beobachtet wurde.

Im Weiteren wird stufenweise zwischen 50 und 85% der Kirche einschließlich alle Kuppelblöcke und teilweise die Wände zerstört (Abb. 4.28).

Da bei dem hohen Zerstörungsgrad mehrere Rekonstruktionsmöglichkeiten entstehen, wird

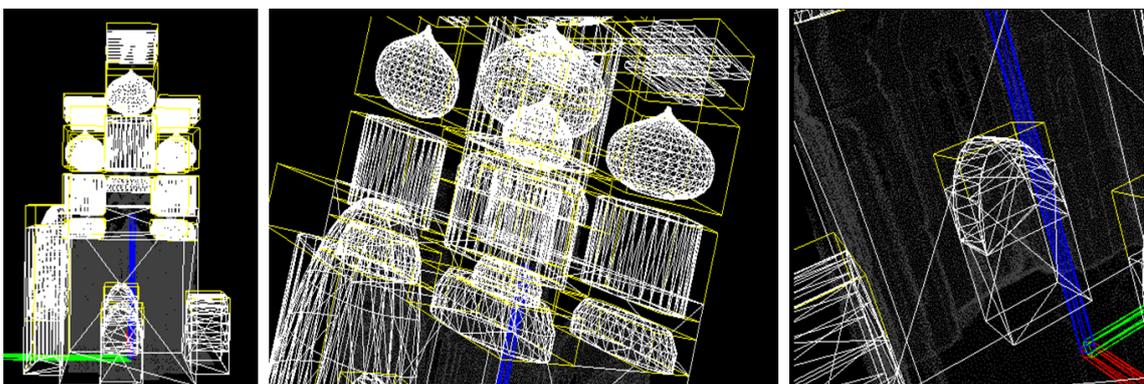


Abbildung 4.22: Visualisierte Ergebnisse der Rekonstruktion.

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
			ja	nein
Hauptraum	X1	X1	x	
Überdachung	DE S	DE K 2		x
Hauptaltar	HA 1	HA 5		x
Dach vom Hauptaltar	D(HA) 15	D(HA) 15a		x
Nebeneingang (Süd)	NER 1	NER 1	x	
Dach vom Nebeneingang (Süd)	D(NER) 10	D(NER) 11		x
Nebeneingang (Nord)	NEL 1	NEL 1	x	
Dach vom Nebeneingang (Nord)	D(NEL) 10	D(NEL) 11		x
Hauptkuppel	HK 1	HK 1	x	
Kreuz von Hauptkuppel	KR(HK) 2	KR(HK) 2	x	
Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 1	TR(HK) 8		x
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 2	ST(HK) 2	x	
Nebenkuppel (Süd-West)	NKSW 1	NKSW 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Süd-West)	KR(NKSW) 2	KR(NKSW) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Süd-West)	TR(NKSW) 1	TR(NKSW) 8		x
Stütze von Hauptkuppel (Süd-West)	ST(NKSW) 2	ST(NKSW) 2	x	
Nebenkuppel (Süd-Ost)	NKSO 1	NKSO 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Süd-Ost)	KR(NKSO) 2	KR(NKSO) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Süd-Ost)	TR(NKSO) 1	TR(NKSO) 8		x
Stütze von Hauptkuppel (Süd-Ost)	ST(NKSO) 2	ST(NKSO) 2	x	
Nebenkuppel (Nord-West)	NKNW 1	NKNW 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Nord-West)	KR(NKNW) 2	KR(NKNW) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Nord-West)	TR(NKNW) 1	TR(NKNW) 8		x
Stütze von Hauptkuppel (Nord-West)	ST(NKNW) 2	ST(NKNW) 2	x	
Nebenkuppel (Nord-Ost)	NKNO 1	NKNO 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Nord-Ost)	KR(NKNO) 2	KR(NKNO) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Nord-Ost)	TR(NKNO) 1	TR(NKNO) 8		x
Stütze von Hauptkuppel (Nord-Ost)	ST(NKNO) 2	ST(NKNO) 2	x	
Haupteingang	HE 1	HE 1	x	
Dach vom Haupteingang	D(HE) 10	D(HE) 11		x
		Summe	19	11
		Prozent	63%	37%

Tabelle 4.7: Liste der approximierten und realen Bauteile der Kirche in Wiesbaden beim Algorithmus-Start: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein.

erneut nach dem Oakham-Prinzip das einfachste Modell realisiert.

So wird dabei die Würfelkonstruktion mit einer Altarapsis und eine Hauptkuppel generiert (s. Abb. 4.29). Die Anzahl der extrahierten Bauteilblöcke entspricht in diesem Fall nicht der realen Kirche.

Rekonstruiert wird die Kirche mit den wahrscheinlichsten Bauteilformen an den Stellen mit zerstörten Bauteilen (s. Abb. 4.30). Die voll zerstörten Bauteile, die keine Pflicht-Bauteile sind (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3), wurden auf null gesetzt (z.B. abwesender Haupteingang - HE0). Der Vergleich zwischen den Fällen relativ zum Zerstörungsgrad ist in Abb. 4.31 dargestellt. Sie zeigt, wie die Rekonstruktionsrate gesunken ist, nachdem die für die Klassifikation wichtigen Bauteile zerstört wurden.

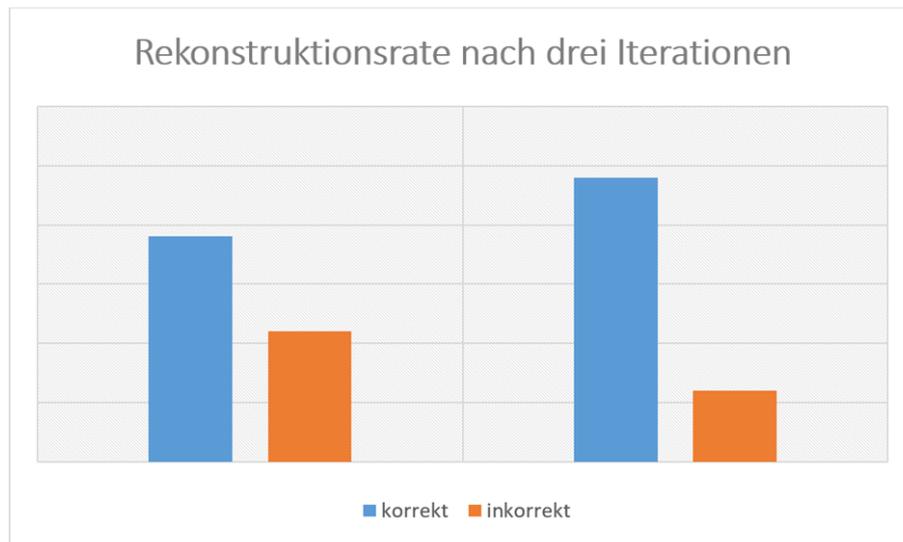


Abbildung 4.23: Anteile der korrekt und inkorrekt approximierten Bauteilformen im Zustand σ_0 und σ_4 (s. Kap.2, Abs. 2.4.3).

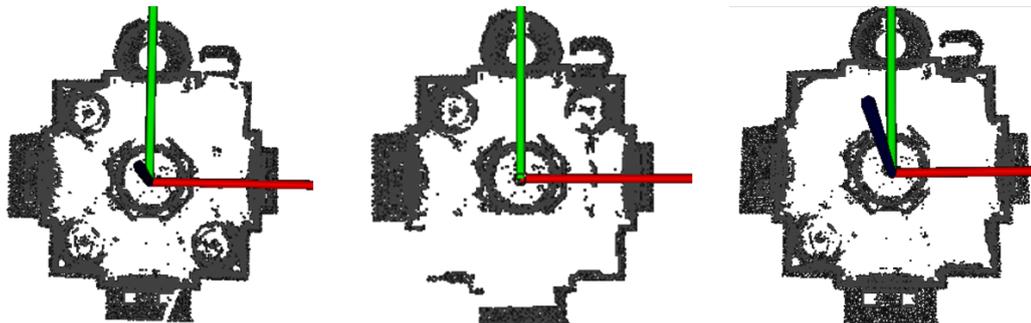


Abbildung 4.24: Künstlich von der Punktwolke eliminierte Kuppelblöcke.

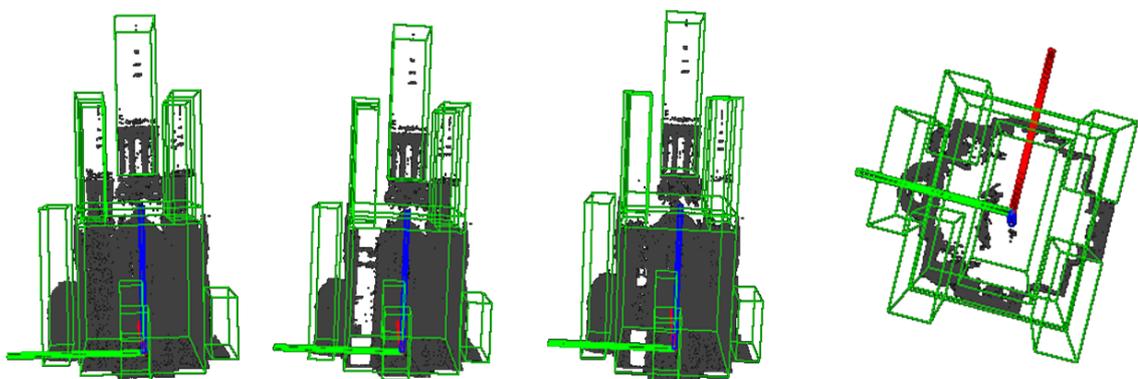


Abbildung 4.25: Korrekte Segmentierungsergebnisse der künstlich zerstörten Kirchen (von links nach rechts: Extraktion der Bauteilblöcke bei Elimination von 1, 2 und 3 Kuppelblöcken).

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
			ja	nein
Hauptraum	X1	X1	x	
Überdachung	DE S	DE K 2		x
Hauptaltar	HA 1	HA 5		x
Dach vom Hauptaltar	D(HA) 15	D(HA) 15a		x
Nebeneingang (Süd)	NER 1	NER 1	x	
Dach vom Nebeneingang (Süd)	D(NER) 10	D(NER) 11		x
Nebeneingang (Nord)	NEL 1	NEL 1	x	
Dach vom Nebeneingang (Nord)	D(NEL) 10	D(NEL) 11		x
Hauptkuppel	HK 1	HK 1	x	
Kreuz von Hauptkuppel	KR(HK) 2	KR(HK) 2	x	
Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 8	TR(HK) 8	x	
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 2	ST(HK) 2	x	
Nebenkuppel (Süd-West)	NKSW 1	NKSW 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Süd-West)	KR(NKSW) 2	KR(NKSW) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Süd-West)	TR(NKSW) 8	TR(NKSW) 8	x	
Stütze von Hauptkuppel (Süd-West)	ST(NKSW) 2	ST(NKSW) 2	x	
Nebenkuppel (Süd-Ost)	NKSO 1	NKSO 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Süd-Ost)	KR(NKSO) 2	KR(NKSO) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Süd-Ost)	TR(NKSO) 8	TR(NKSO) 8	x	
Stütze von Hauptkuppel (Süd-Ost)	ST(NKSO) 2	ST(NKSO) 2	x	
Nebenkuppel (Nord-West)	NKNW 1	NKNW 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Nord-West)	KR(NKNW) 2	KR(NKNW) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Nord-West)	TR(NKNW) 1	TR(NKNW) 8	x	
Stütze von Hauptkuppel (Nord-West)	ST(NKNW) 2	ST(NKNW) 2	x	
Nebenkuppel (Nord-Ost)	NKNO 1	NKNO 1	x	
Kreuz von Nebenkuppel (Nord-Ost)	KR(NKNO) 2	KR(NKNO) 2	x	
Tambour von Nebenkuppel (Nord-Ost)	TR(NKNO) 8	TR(NKNO) 8	x	
Stütze von Hauptkuppel (Nord-Ost)	ST(NKNO) 2	ST(NKNO) 2	x	
Haupteingang	HE 1	HE 1	x	
Dach vom Haupteingang	D(HE) 10	D(HE) 11		x
		Summe	24	6
		Prozent	80%	20%

Tabelle 4.8: Liste der approximierten und realen Bauteile der Kirche in Wiesbaden nach der Anwendung der Formerkennungsalgorithmen: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein.

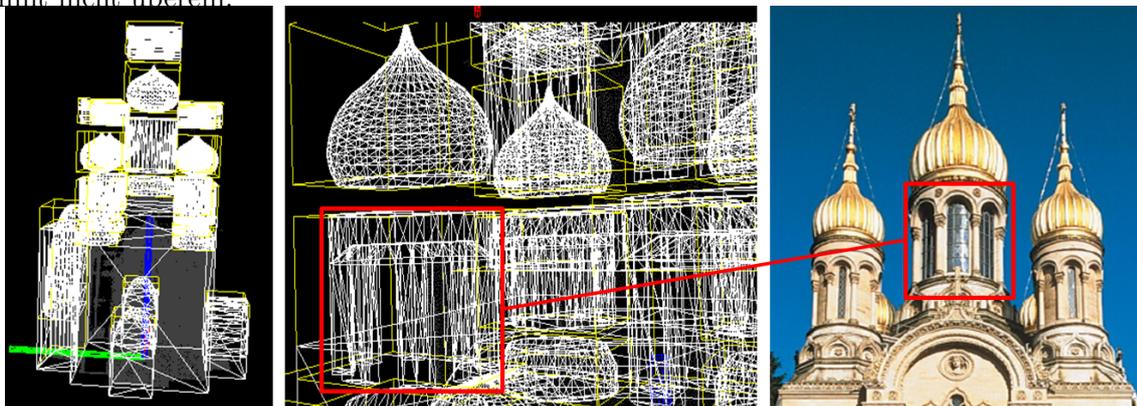


Abbildung 4.26: Korrekt rekonstruierte Tambourformen von den fehlenden Tambour-Teilen.

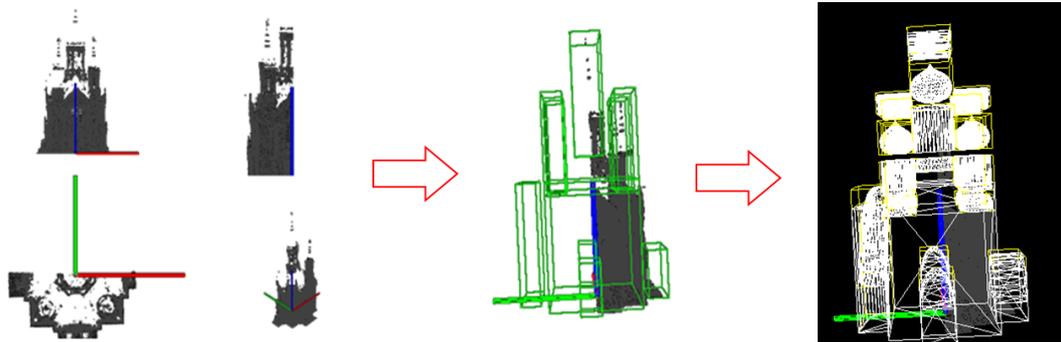


Abbildung 4.27: Ergebnisse der Segmentierung und Rekonstruktion der Kirche mit 50%-Zerstörung der Altar-Seite.

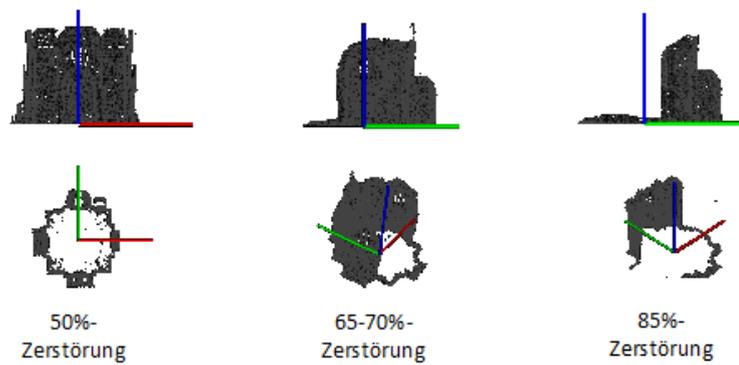


Abbildung 4.28: Zerstörungsgrade der Kirche mit Eliminierung aller Kuppeln.

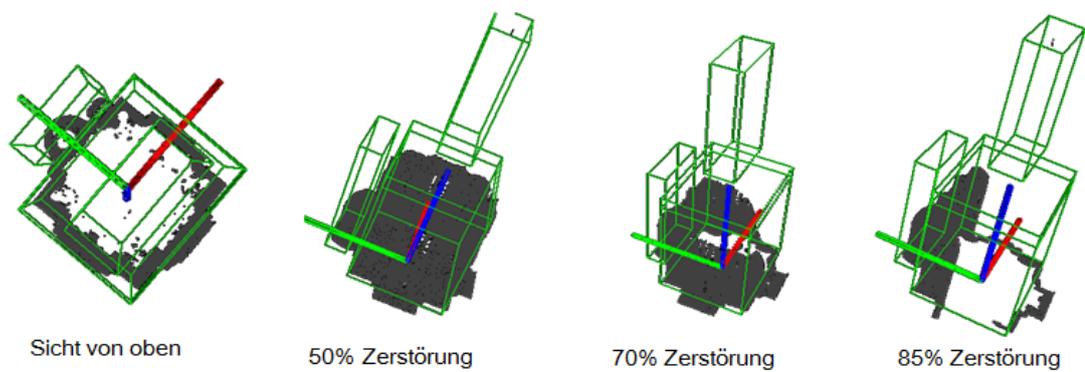


Abbildung 4.29: Segmentierungsergebnisse bei unterschiedlichen Zerstörungsgraden.

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)
Hauptraum	X1
Überdachung	DE S
Hauptaltar	HA 1
Dach vom Hauptaltar	D(HA) 15
Hauptkuppel	HK 1
Kreuz von Hauptkuppel	KR(HK) 2
Tambour von Hauptkuppel	TR(HK) 1
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 2

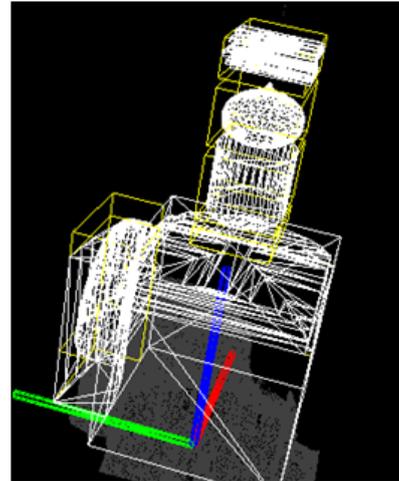


Abbildung 4.30: Rekonstruierte Kirche mit Zerstörung von 50 bis 85%.

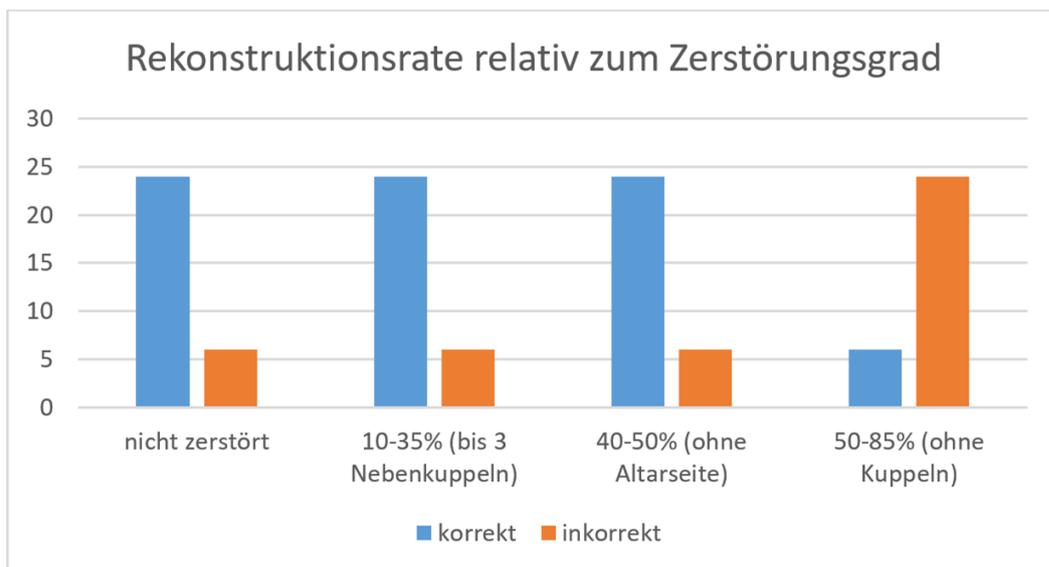


Abbildung 4.31: Anteil der korrekt und inkorrekt rekonstruierten Bauteilen relativ zum Zerstörungsgrad.

Szenario 3 - Die Verklärungskirche in Kiew

Die Verklärungskirche in Kiew wurde im Jahr 1998 an der Stelle einer in den 1930er Jahren zerstörten Kirche gebaut. Die kirchliche Architektur stellt eine kanonische Schiff-Konstruktion mit einer Helm-Hauptkuppel, einer Sakomar-Überdachung, einem kubischen Chetverik-Hauptraum mit der Vorhalle, einem Glockenturm mit Zelt Dach sowie einem Hauptportal dar (s. Abb. 4.32).



Abbildung 4.32: Die Verklärungskirche in Kiew (Ukraine).

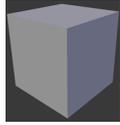
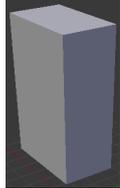
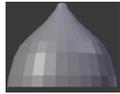
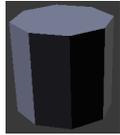
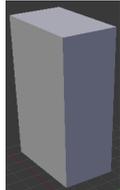
Obwohl die Kirche eine Schiff-Konstruktion besitzt, ist die gesamte Länge der Kirche relativ kurz im Vergleich zu anderen Schiff-Kirchen, sodass die Erkennung der Kirchenkonstruktion versagen kann. Die Kirche wird deshalb eher als „Schiff“ klassifiziert, weil sie einen Turm hat, der in einer Achse mit dem Hauptraum und der Altarapsis liegt (s. Kap. 2, Abs.1.3.1).

In diesem Szenario wird der Einfluss des Zerstörungsgrades derjenigen Bauteile getestet, die repräsentativ für den bestimmten Kirchentyp sind. Im Fall der Schiff-Konstruktion sind dies der Glockenturm und die Vorhalle. Sie werden schrittweise mit und ohne Reduzierung der gesamten Kirchenlänge virtuell zerstört. Die Ergebnisse der Kirchentyp-Klassifikation, Segmentierung und Rekonstruktion werden im Einzelnen analysiert.

Laut der Klassifikationsdatenbank kann man die Bauteile identifizieren (s. Abb. 4.33, Tab. 4.9).



Abbildung 4.33: Bezeichnung der Bauteile in der Verklärungskirche laut der Klassifikationstabelle der Datenbank „Statistik“ (s. Kap. 2, Abs.2.2).

Klassifikationselement	ID-Nr.	Modell
Hauptraum	X1	
Hauptdach	DE S	
Hauptaltar	HA 1	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	
Haupteingang	HE1	
Dach des Haupteingangs	D(HE) 3	
Nebeneingang (Süd)	NER 1	s. Haupteingang
Dach des Nebeneingangs (Süd)	D(NER) 3	s. Haupteingangsdach
Nebeneingang (Nord)	NEL 1	s. Haupteingang
Dach des Nebeneingangs (Nord)	D(NEL) 3	s. Haupteingangsdach
Hauptkuppel	HK 3	
Kreuz der Hauptkuppel	KR(HK) 1	
Tambour unter der Hauptkuppel	TR(HK) 2	
Stütze	ST(HK) 0	kein
Vorhalle	V 1	
Dach der Vorhalle	D(V) 1	

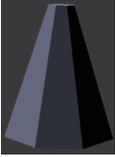
Glockenturm	GT 2	
Glockenturmdach	D(GT) 7	
Tambour am Glockenturm	TR(GT)1	
Kuppel am Glockenturm	K(GT) 1	
Kreuz am Glockenturm	KR(GT) 1	

Tabelle 4.9: Liste der realen Bauteile und Bauteilformen der Verklärungskirche laut der Klassifikationstabelle.

Die Kirche wurde mit einem Laserscanner Faro Focus X130 mit 10 mm Auflösung gescannt. Die Datenmenge beträgt 6GB und 23.996 Millionen 3D-Punkte. Während der Laserscanningaufnahme wurde die Überdachung (Hauptdach) nicht abgebildet, zudem sind die Kuppel- und Kreuzgeometrie schwer zu erkennen.

Analog zum Szenario 1 wird zuerst die nicht zerstörte Punktwolke der Kirche betrachtet. Die originale Punktwolke der Kirche enthält Lücken an Dach (das nicht komplett aufgenommen wurde), Tambour, goldener Kuppel und Kreuz (s. Abb. 4.34). Nach dem Import in das entwickelte

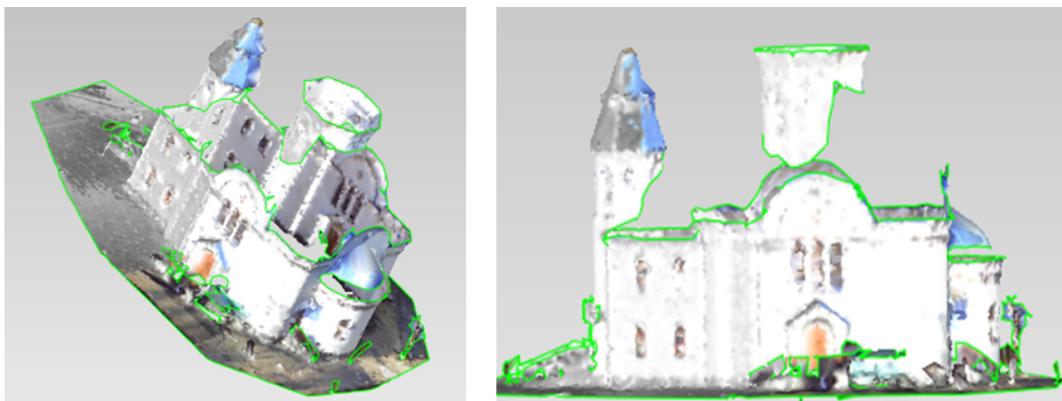


Abbildung 4.34: Lücken in der Punktwolke aufgrund der eingeschränkten Laserscanning-Aufnahme.

System wird die Kirchenkonstruktion korrekt als Schiff mit einer Hauptaltarapsis und einer Kuppel erkannt. Der Glockenturmblock wird jedoch geringfügig gegenüber der realen Glockenturmposition

verschoben (s. Abb. 4.35). In den extrahierten Bounding Boxes werden die vorläufigen Näherungs-

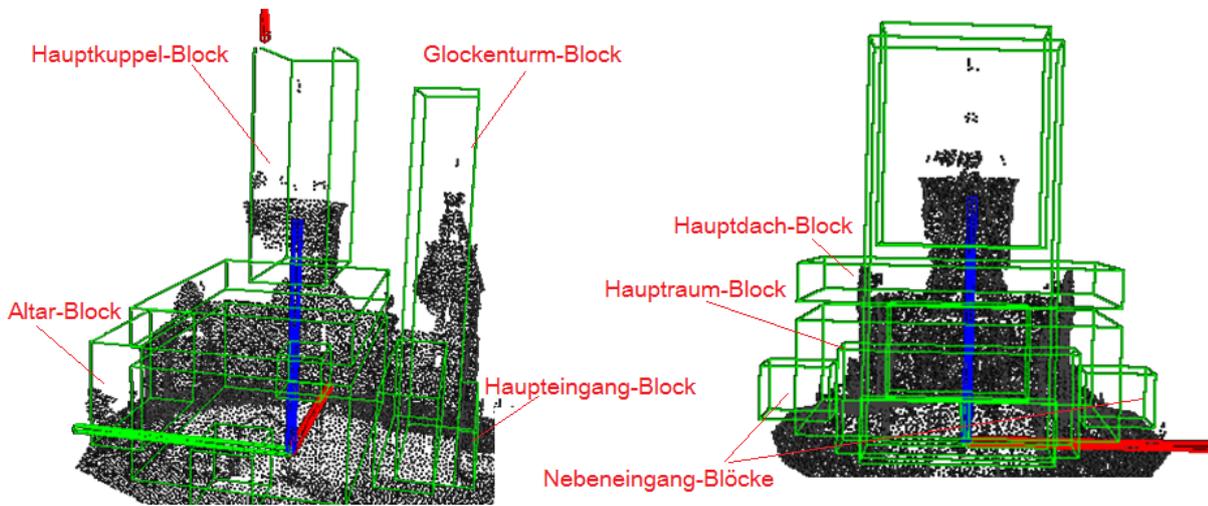


Abbildung 4.35: Segmentierungsergebnisse der Verklärungskirche.

werte für den Automatenstart konfiguriert, die in Form einer Liste der Approximationsmodelle mit ID-Nr und Visualisierung als Festkörper dargestellt werden (s. Abb. 4.36, Tab. 4.10). Davon werden 12 Bauteile (57%) korrekt und 9 (43%) falsch approximiert. Die Formerkennungsalgorithmen wurden in diesem Schritt noch nicht angewandt.

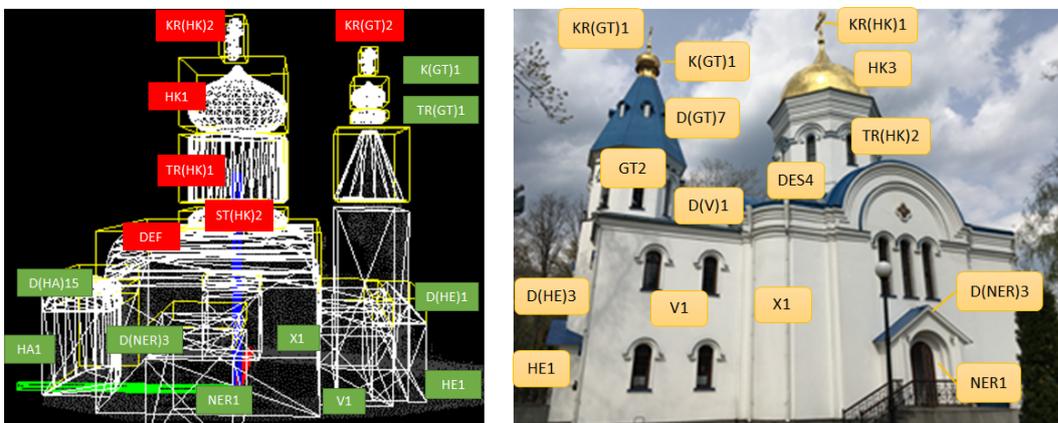


Abbildung 4.36: Vergleich von approximierten und realen Bauteilformen beim Automatenstart.

Startend mit der Hauptraumerkennung ($X1$) werden die Wahrscheinlichkeiten in den inzidenten Bauteil-Zellen neu berechnet. Trotzdem bleibt das Ergebnis gleich, da der erkannte Hauptraum mit dem Approximationsmodell aus der vorherigen Iteration übereinstimmt.

Nach zwei Iterationen gelangt der Prozess zu den Zellen mit den Tambouren und Kuppeln. Erkannt wird der Tambour, während der Erkennungsalgorithmus der Kuppelformen wegen der nicht ausreichenden Erkennungsbedingungen mit ungünstiger Verteilung der Punkte an der Kuppel versagt (s. Kap. 3).

Die korrekte Erkennung vom Tambour der Hauptkuppel führt jedoch zur inkorrekten Approximation zuerst von der Hauptkuppelform, dann der identischen Bauteile in den nächsten Iterationen (s. Abb. 4.38).

Dazu können folgende Ursachen genannt werden:

- eine prismatische Form des Tambours wird häufiger mit Zwickelkuppeln kombiniert (Kup-

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
			ja	nein
Hauptraum	X1	X1	x	
Hauptdach	DE F	DE S		x
Hauptaltar	HA 1	HA 1	x	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	D(HA) 15	x	
Nebeneingang (Süd)	NER 1	NER 1	x	
Dach des Nebeneingangs (Süd)	D(NER) 3	D(NER) 3	x	
Nebeneingang (Nord)	NEL 1	NEL 1	x	
Dach des Nebeneingangs (Nord)	D(NEL) 3	D(NEL) 3	x	
Hauptkuppel	HK 1	HK 3		x
Kreuz der Hauptkuppel	KR(HK) 2	KR(HK) 1		x
Tambour unter der Hauptkuppel	TR(HK) 1	TR(HK) 2		x
Stütze	ST(HK) 2	ST(HK) 0		x
Vorhalle	V 1	V 1	x	
Dach der Vorhalle	D(V) 3	D(V) 1		x
Glockenturm	GT 1	GT 2		x
Glockenturmdach	D(GT) 8	D(GT) 7		x
Tambour	TR(GT) 1	TR(GT)1	x	
Kuppel	K(GT) 1	K(GT) 1	x	
Kreuz	KR(GT) 2	KR(GT) 1		x
Haupteingang	HE 1	HE1	x	
Dach vom Haupteingang	D(HE) 3	D(HE) 3	x	
		Summe	12	9
		Prozent	57%	43%

Tabelle 4.10: Liste der approximierten und realen Bauteile der Verklärungskirche beim Algorithmus-Start: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein.

pel mit gerippter Oberfläche, s. Kap. 3, Abs. 3.2.2), die als wahrscheinlichste Kuppelform approximiert werden;

- in den nächsten Iterationen ist ein identischer Zweig entstanden; obwohl die Bauteile in der Datenbank und im Bayes-Netz als „identisch“ bezeichnet wurden (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3), sind deren Formen in der Realität unterschiedlich (s. Abb. 4.37).

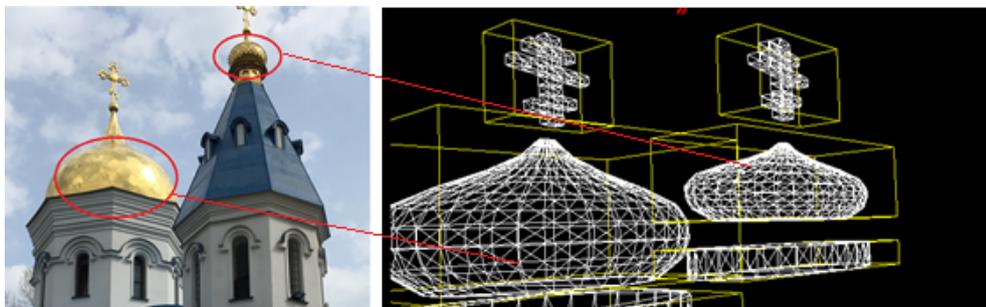


Abbildung 4.37: Unterschied zwischen realen und approximierten geometrischen Formen der Bauteile, die als „identisch“ (IB, s. Kap. 2, Abs. 2.4.3) im Netz identifiziert wurden. Der Algorithmus (rechts) hat die gleichen geometrischen Formen vorgeschlagen.

Als Nächstes wird die Punktwolke der Kirche um ca. 35% zerstört. Dabei wird der Hauptkuppelblock vollständig eliminiert und im Hauptdachblock eine Lücke in der Laserscanning-Aufnahme

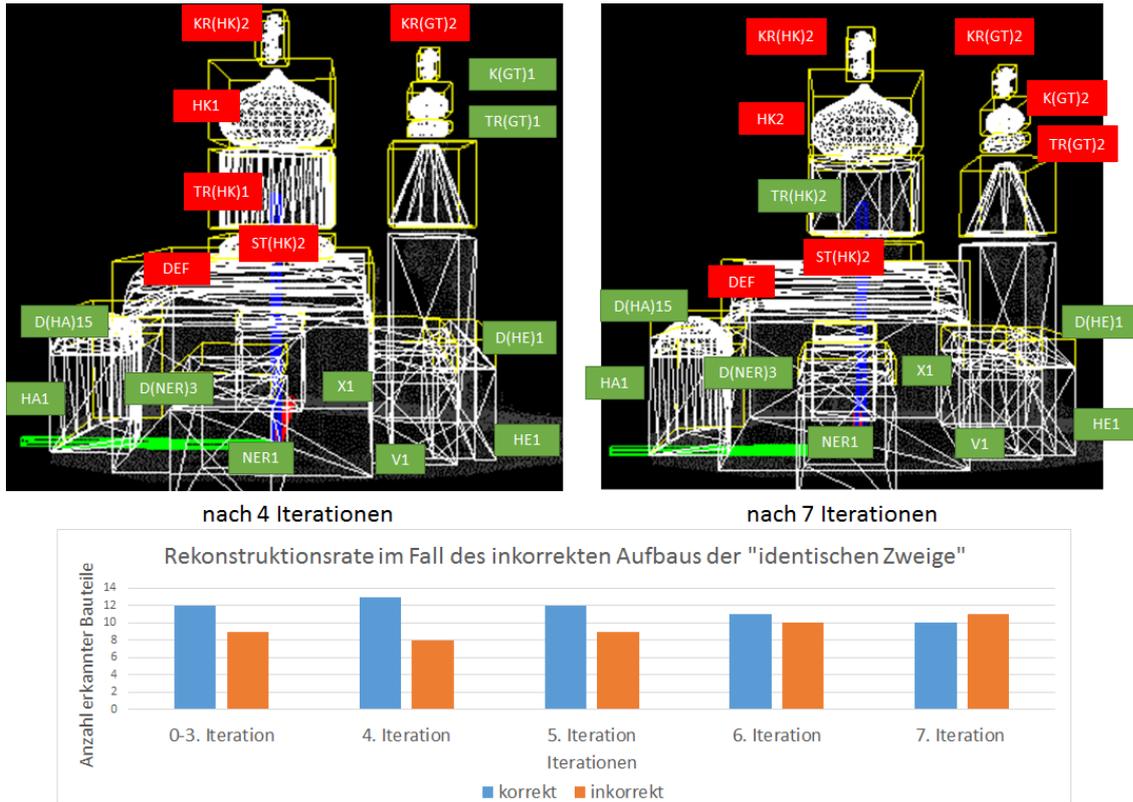


Abbildung 4.38: Einwirkung des Relationsaufbaus in der Datenbank auf die Rekonstruktionsrate: inkorrekt aufgebaute „identische Zweige“ (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3) behindern den gesamten Rekonstruktionsprozess.

simuliert (s. Abb. 4.39).

Die Kirchenkonstruktion wird als Schiff-Konstruktion erkannt. Da es keine Informationen über die Anzahl der Kuppeln gibt, wird ein Hauptkuppelblock mit Hauptkuppel als Pflichtbauteil *PB* extrahiert (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3), was mit der realen Kirche übereinstimmt (s. Abb. 4.39). Die

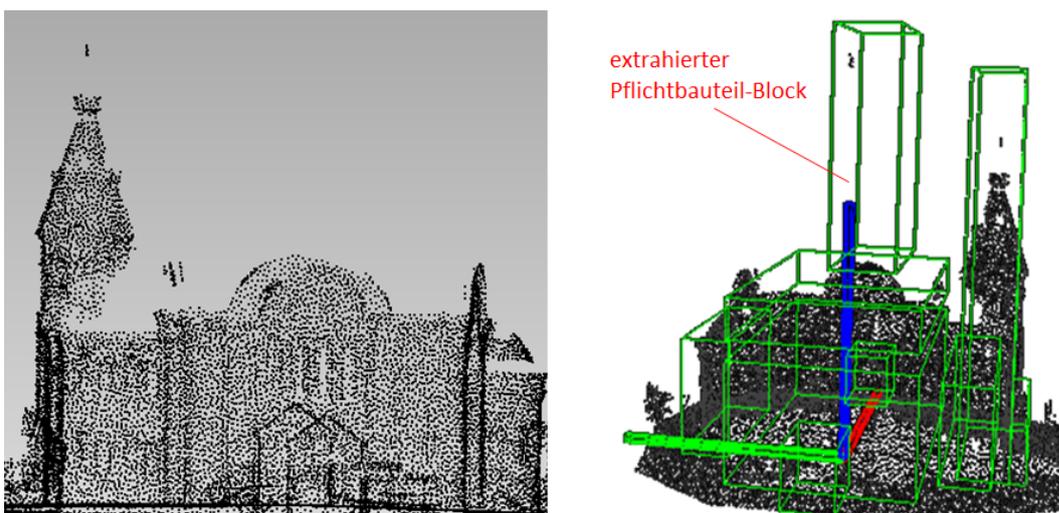


Abbildung 4.39: Die um 35% künstlich zerstörte Punktwolke der Verklärungskirche und deren Segmentierungsergebnisse.

Rekonstruktionsergebnisse sind im Vergleich zur unzerstörten Punktwolke gleichgeblieben.

Nach der zusätzlichen Eliminierung des Glockenturmblocks wird dennoch eine Kirche mit

Schiff-Konstruktion erkannt, obwohl die Vorhalle relativ kurz ist und vom System als Haupteingang klassifiziert werden kann. Dabei werden die Varianten

- mit Kuppelzerstörung (entspricht ca. 50% Zerstörung) und
- ohne Kuppelzerstörung (entspricht ca. 20% Zerstörung)

betrachtet (s. Abb. 4.40). Die Kirchenkonstruktion wird korrekt erkannt. Die Zerstörung des

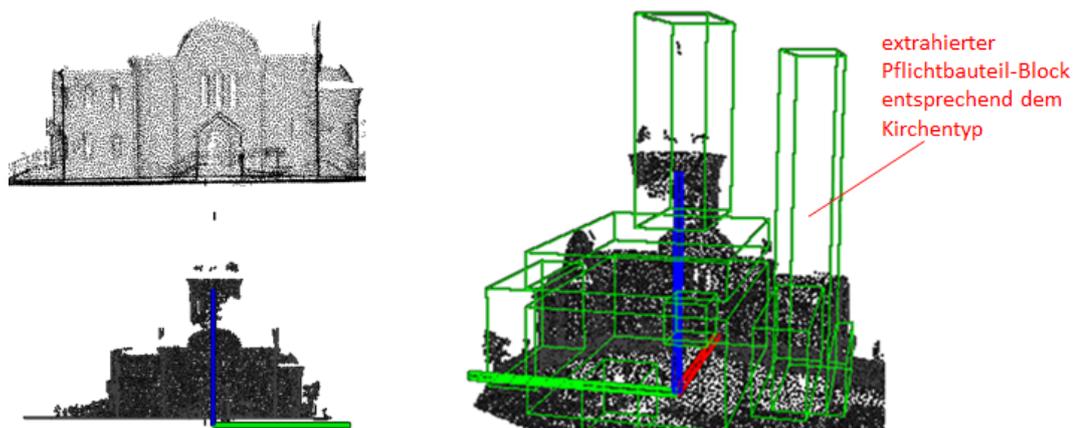


Abbildung 4.40: Korrektes Segmentierungsergebnis (rechts) für Zerstörungsstufen von 20% und 50% der Punktwolken (links).

Hauptkuppel-Blocks hat die Segmentierungsergebnisse nicht beeinflusst, da der Hauptkuppel-Block zu den Pflichtbauteilen gehört (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3). Obwohl der Glockenturm ebenfalls zerstört wurde und die Länge der Kirche kritisch war, hat der Segmentierungsalgorithmus eine Ähnlichkeit zur Schiff-Konstruktion gefunden. Dabei wird der Glockenturm-Block extrahiert, obwohl dieser zerstört war (s. Abb. 4.40, rechts). Die Position der Glockenturm-Box unterscheidet sich leicht von seiner realen Position.

Dieselben Segmentierungs- und Rekonstruktionsergebnisse werden auch in den Fällen mit Zerstörung der Wände zwischen 40% und 85% von der Mitte der Kirche (s. Abb. 4.41) erreicht. Bei

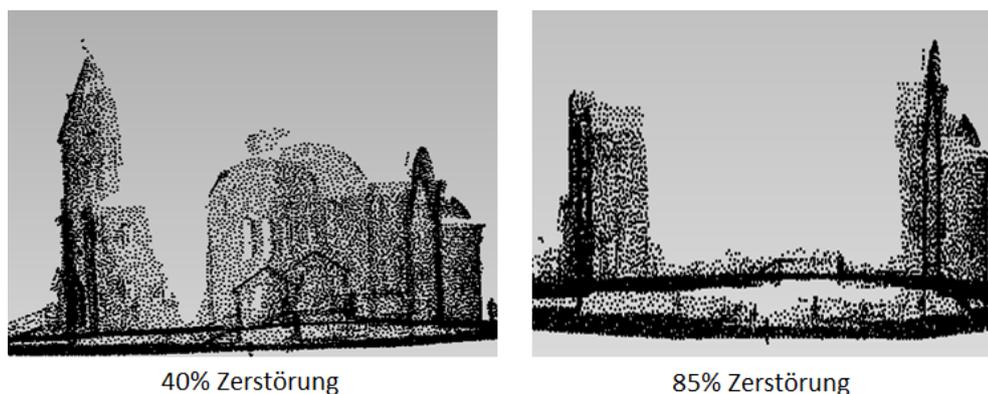


Abbildung 4.41: Zerstörung der Wände zwischen 40% und 85% ohne Reduzierung der gesamten Gebäudelänge (Seitenansicht).

einem Zerstörungsgrad ab ca. 50% der Wände werden auch die Nebeneingänge zerstört und, da sie keine Pflichtbauteile sind, nicht rekonstruiert.

In den vorherigen Fällen wurde die gesamte Länge der Kirche nicht geändert. Im nächsten Fall wird die Kirchenpunktwolke so zerstört, dass dabei auch ihre Länge reduziert wird (s. Abb. 4.42). Bei der Reduzierung der Gebäudelänge wird die Kirche als Chetverik (Würfel-Konstruktion)

erkannt. Aufgrund der starken Zerstörung werden auch hier die Nebeneingänge nicht gefunden und nicht generiert.

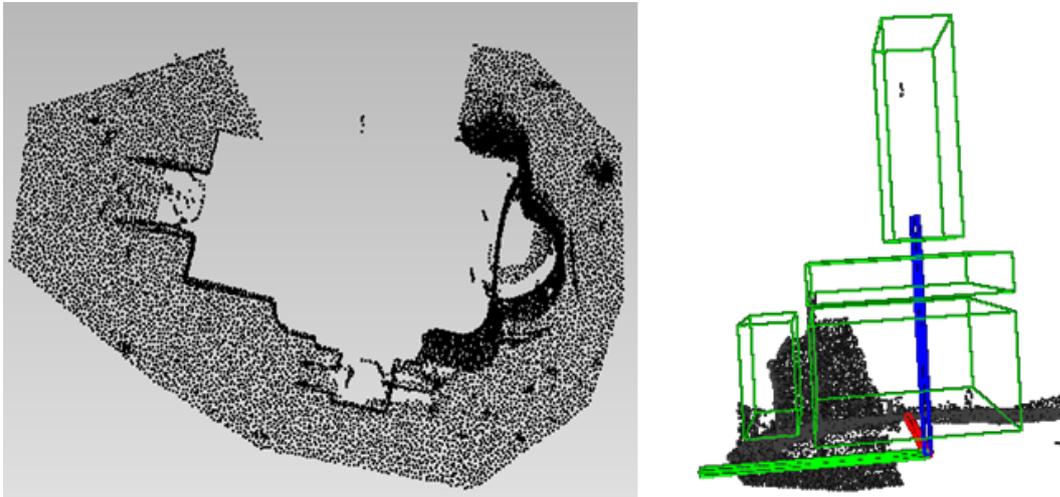


Abbildung 4.42: Zerstörung der Wände um 85% mit Änderung der gesamten Gebäudelänge (Seitenansicht) und deren inkorrekte Segmentierungsergebnisse (fehlende Blöcke werden nicht extrahiert).

Rekonstruiert wird dann das einfachste Kirchenmodell mit seinen Pflichtbauteilen, was mit den realen Daten wenig übereinstimmt (s. Abb. 4.43). Die zerstörten Bauteile, die ebenfalls keine Pflichtbauteile sind, werden auf null gesetzt und nicht rekonstruiert. Die Rekonstruktionsrate ist dabei wesentlich gesunken. Gemäß Abb. 4.44 zeigen die Ergebnisse des aktuellen Szenarien, dass

Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
		ja	nein
X1	X1	x	
DE F	DE S		x
HA 1	HA 1	x	
D(HA) 15	D(HA) 15	x	
NER 0	NER 1		x
D(NER) 0	D(NER) 3		x
NEL 0	NEL 1		x
D(NEL) 0	D(NEL) 3		x
HK 1	HK 3		x
KR(HK) 2	KR(HK) 1		x
TR(HK) 1	TR(HK) 2		x
ST(HK) 2	ST(HK) 0		x
V 0	V 1		x
D(V) 0	D(V) 1		x
GT 0	GT 2		x
D(GT) 0	D(GT) 7		x
TR(GT) 0	TR(GT)1		x
K(GT) 0	K(GT) 1		x
KR(GT) 0	KR(GT) 1		x
HE 0	HE1		x
D(HE) 0	D(HE) 3		x
	Σ	3	18
	%	14	86

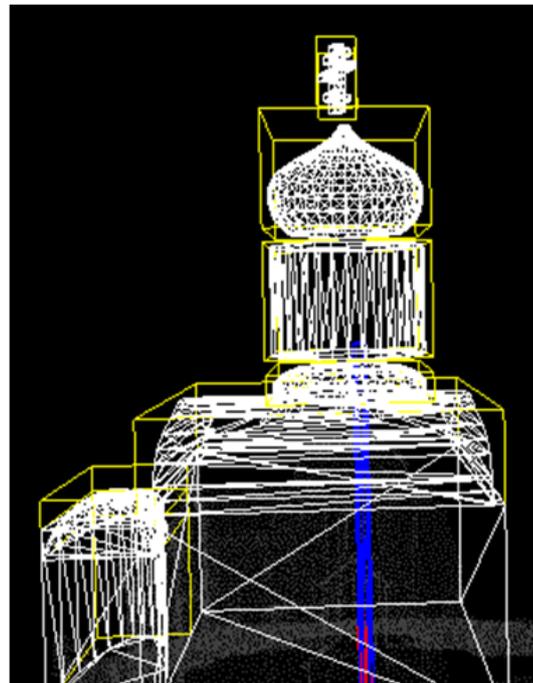


Abbildung 4.43: Liste der approximierten und realen Modelle der Bauteile und deren Visualisierung nach einer Iteration (grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein), nicht rekonstruierte zerstörte Bauteile auf „0“ gesetzt.

nicht der Zerstörungsgrad selbst, sondern die Zerstörung einzelner für die Klassifikation wichtiger

Bauteile auf den gesamten Interpretationsalgorithmus einwirkt. Außerdem spielt dabei der korrekte Aufbau der Beziehungen zwischen den Bauteilen eine wichtige Rolle.

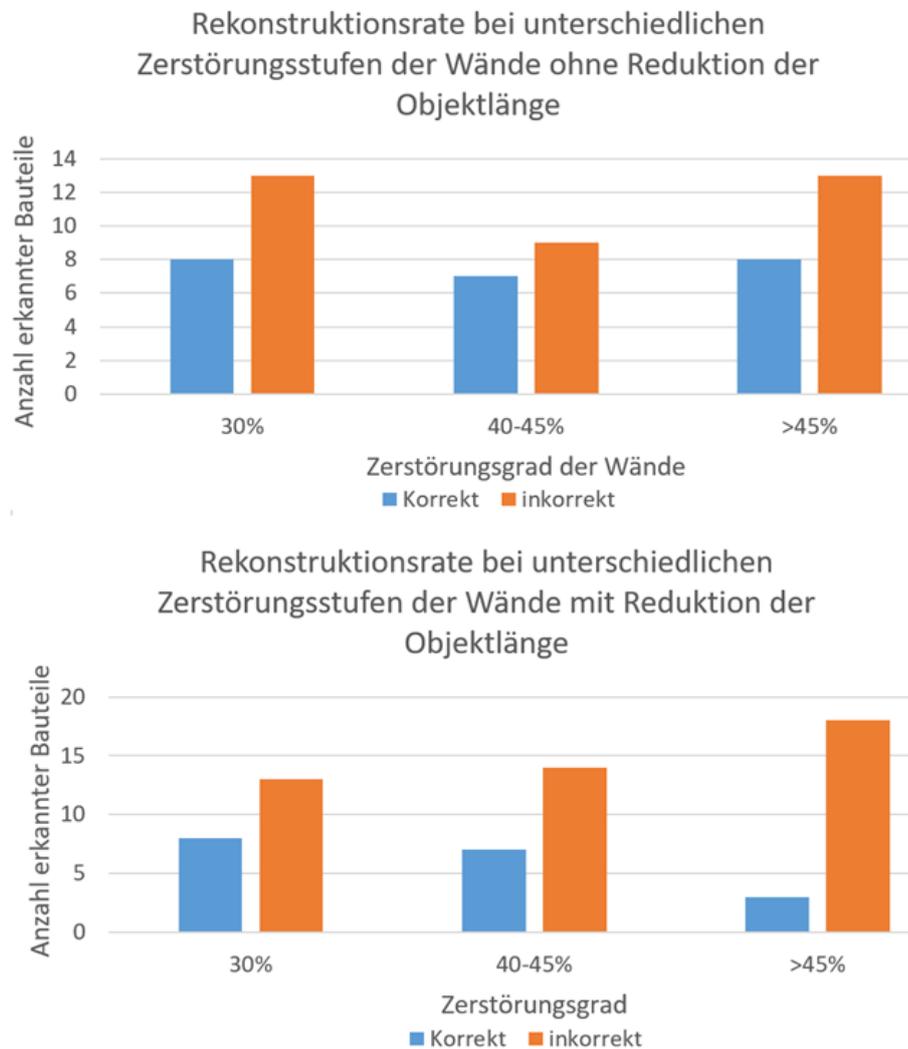


Abbildung 4.44: Rekonstruktionsrate bei Zerstörung der Wände.

Szenario 4 - Die Saviour-Verklärungskathedrale in Kiev und Atlantic Mines Orthodox Church (USA)

Im Fokus dieses Szenariens steht die Untersuchung der Interpretationsmöglichkeit (Segmentierung, Formerkennung, Rekonstruktion) von einem nicht typischen Objekt.

Als Testobjekte wurden zwei Kirchen gewählt: die Saviour Verklärungskathedrale in Kiev (Ukraine) und die Atlantic Mines Orthodox Church (USA). Die beiden Kirchen sind nicht klassisch und unterscheiden sich wesentlich in ihrem Aufbau (Anordnung der Bauteile). Die Objekte werden weiter im Einzelnen betrachtet.

Zusätzlich werden die Tests relativ zum Zerstörungsgrad durchgeführt.

Die Saviour-Verklärungskathedrale in Kiev

Die Saviour-Verklärungskathedrale in Kiev wurde von 2005 bis 2010 gebaut und dient als Beispiel einer modernen und architektonisch relativ einfachen Kirche. Die Kathedrale repräsentiert dabei eine Kreuzkuppelkirche mit einer Helm-Hauptkuppel, Sakomar-Überdachung, symmetri-

schen Nebenportalen, Hauptportal und Hauptaltar (s. Abb. 4.45). Wegen der modern gestalteten Elemente kann man die Kirche nicht als klassisch einordnen, obwohl der Aufbau der Kirche den Baukanons entspricht.

Die Kathedrale wurde mit einer Leica ScanStation C10 mit 15mm Auflösung gescannt. Daraus resultiert eine über 4 GB große Punktwolke mit 19.532 Millionen 3D-Punkten. Während der Laserscanningaufnahme wurde die Überdachung (Hauptdach) nicht abgebildet, auch die Kreuzform ist nur teilweise erkennbar. Die Haupt- und Nebenapsiden spielen hier eher eine dekorative Rolle,

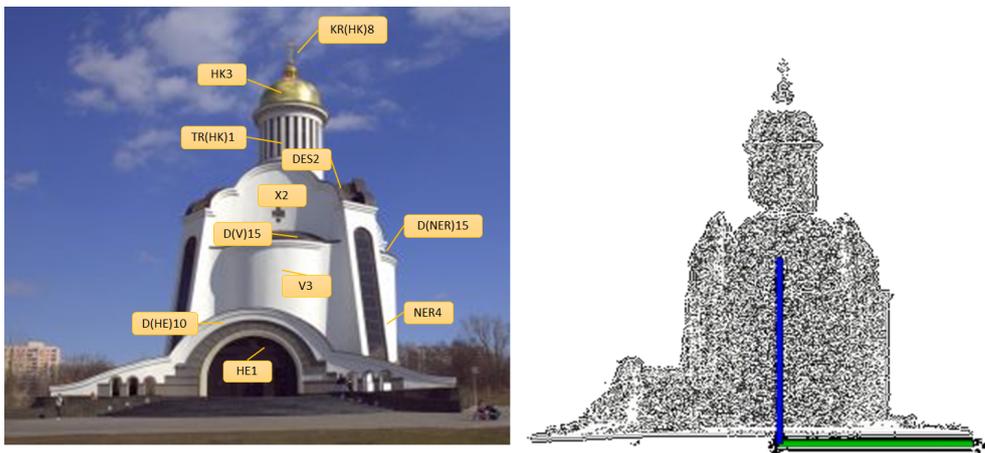


Abbildung 4.45: Saviour Verklärungskathedrale und deren Punktwolke (igotoworld [2018]).

funktional dient ein Portal daneben auf der westlichen Seite als Eingang. Da es relativ schwierig ist, eine moderne und nicht kanonische Kirche durch die traditionellen kanonischen Bauteile zu beschreiben, kann die unten dargestellte Klassifikation ihrer Bauteile nur wenig objektiv sein und dabei variieren (s. Tab. 4.11): Einige der dekorativen Bauteile werden hier auf null gesetzt, da die Dekorationen im Rahmen dieser Arbeit nicht rekonstruiert werden.

Zunächst wird die komplette (nicht zerstörte) Punktwolke der Kirche betrachtet.

Der Erkennungsprozess startet mit der Formerkennung des Hauptraumes. Die Kirchenkonstruktion wird als Chetverik (Würfel-Konstruktion) mit einer Kuppel und einer Hauptaltarapsis erkannt (s. Abb. 4.46). Obwohl die Bedingungen für die Formerkennung des Hauptraumes erfüllt sind, wird die Hauptraumform nicht korrekt erkannt. Die modern gestaltete Form des Hauptraumes zeigt einige Unterschiede gegenüber klassischen Formen, was im Formerkennungsalgorithmus nicht berücksichtigt wird. Approximiert wird somit die klassische Hauptraumform, die den Erkennungskriterien entsprochen hat (vier Ecken = Würfel-Konstruktion). Als Folge dazu werden einige nicht kanonisch positionierte Bauteile (z.B. Nebenapsiden) nicht extrahiert (s. Abb. 4.46). Einige

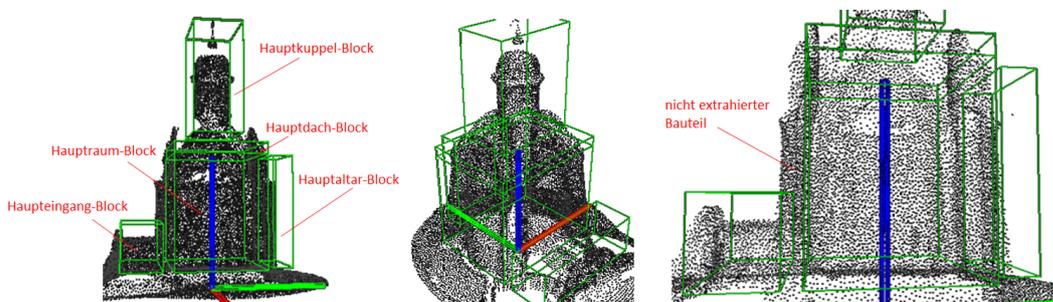


Abbildung 4.46: Segmentierungsergebnisse der nicht zerstörten Punktwolke der Saviour-Kathedrale.

von diesen nicht extrahierten Bauteilen haben rein dekorative Funktion. Wenn diese Dekorationen als selbstständige Bauteile betrachtet werden sollen, müsste die Datenbank „Statistik“ um nicht

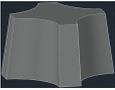
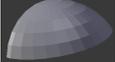
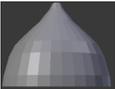
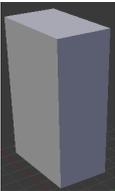
Klassifikationselement	ID-Nr.	Modell
Hauptraum	unbekannt, evtl. X2	
Überdachung	DE S	
Hauptaltar	HA1	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	
Vorhalle	V3 oder V0	s. Hauptaltar
Dach der Vorhalle	D(V) 15 oder D(V) 0	s. Hauptaltardach
Nebeneingang (Süd)	NER 4 oder NER 0	s. Hauptaltar
Dach des Nebeneingangs (Süd)	D(NER) 15 oder D(NER) 0	s. Hauptaltardach
Nebeneingang (Nord)	NEL 4 oder NEL 0	s. Hauptaltar
Dach des Nebeneingangs (Nord)	D(NEL) 15 oder D(NEL) 0	s. Hauptaltardach
Hauptkuppel	HK 3	
Kreuz der Hauptkuppel	KR(HK) 3	
Tambour unter der Hauptkuppel	TR(HK) 1	
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 0	kein
Eingangsblock Haupteingang	HE 1	
Dach des Haupteingangs	D(HE) 10	

Tabelle 4.11: Liste der realen Bauteile und Bauteilformen der Saviour-Kathedrale.

klassische Elemente und Konstruktionen erweitert werden. Dies wird im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt.

Im Weiteren werden nur die Rekonstruktionsergebnisse für die klassischen Bauteile analysiert,

da die Betrachtung der modern gestalteten Bauteile, die nicht in der Klassifikationsdatenbank enthalten sind, momentan sehr subjektiv ist. Die korrekt erkannten Bauteile werden mit grün, die nicht korrekten mit rot und moderne Bauteile ohne eindeutige Klassifikation mit gelb identifiziert.

In Tabelle 4.12 werden die Formerkennungs- und Rekonstruktionsergebnisse nach der ersten Iteration (Erkennung des Hauptraumes) dargestellt. Dabei wird bereits ein größerer Anteil der klassischen Bauteile korrekt erkannt (60%).

Bauteil	Approximiert (ID-Nr.)	Real (ID-Nr.)	Korrekt	
			ja	nein
Hauptraum	X1	nicht klassisch, X2		x
Überdachung	DE S	klassisch, DE S	x	
Hauptaltar	HA 1	klassisch, HA1	x	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 15	klassisch, D(HA) 15	x	
Vorhalle	V 0	nicht klassisch, V3 oder V0	-	-
Dach der Vorhalle	D(V) 0	nicht klassisch, D(V) 15 oder D(V) 0	-	-
Nebeneingang (Süd)	NER 0	nicht klassisch, NER 4 oder NER 0	-	-
Dach des Nebeneingangs (Süd)	D(NER) 0	nicht klassisch, D(NER) 15 oder D(NER) 0	-	-
Nebeneingang (Nord)	NEL 0	nicht klassisch, NEL 4 oder NEL 0	-	-
Dach des Nebeneingangs (Nord)	D(NEL) 0	nicht klassisch, D(NEL) 15 oder D(NEL) 0	-	-
Hauptkuppel	HK 1	klassisch, HK 3		x
Kreuz der Hauptkuppel	KR(HK) 2	klassisch, KR(HK) 3		x
Tambour unter der Hauptkup- pel	TR(HK) 1	klassisch, TR(HK) 1	x	
Stütze von Hauptkuppel	ST(HK) 2	klassisch, ST(HK) 0		x
Eingangsblock Haupteingang	HE 1	klassisch, HE 1	x	
Dach des Haupteingangs	D(HE) 10	klassisch, D(HE) 10	x	
		Summe für klassische Bauteile	6	4
		Prozent	60%	40%

Tabelle 4.12: Liste der approximierten und realen Bauteile der Saviour-Kathedrale beim Algorithmus-Start: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein, gelb - schwierig klassifizierbare Bauteile.

In der 4. und 5. Iteration werden der Tambour und die Kuppel korrekt erkannt (s. Abb. 4.47). Die Rekonstruktionsrate hat sich auf 70% erhöht.

Die Rekonstruktion sowie die Formerkennung der klassisch gestalteten Bauteile nach fünf Iterationen ist mit einer Rekonstruktionsrate von 70% relativ erfolgreich, d.h. diese Bauteile sind entweder korrekt erkannt oder approximiert worden. Die 30% der restlichen klassischen Bauteile wurden wegen des nicht vorhandenen Formerkennungsalgorithmus und ihrer geringeren Häufigkeit in der Datenbank „Statistik“ nicht korrekt erkannt. Im Kontext der gesamten Kirche, die auch modern (nicht klassisch) gestaltete Bauformen hat, ist die Erkennungsrate wesentlich niedriger. Nicht klassische Bauteile, deren Klassifikation schwierig ist (s. Tab. 4.12, gelb), wurden schon im Segmentierungsschritt von der weiteren Prozessierung ausgeschlossen und auf null gesetzt. Da diese Bauteile als Dekorationen betrachtet können, widerspricht es somit nicht der Rekonstruktionslogik. In jedem Fall ist es schwierig, die genaue Rekonstruktionsrate davon abzuleiten.

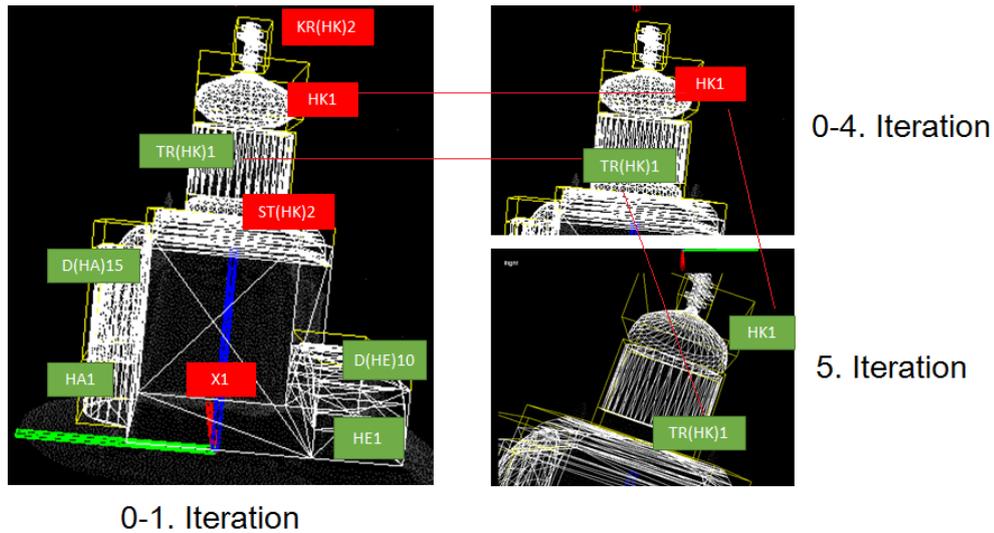


Abbildung 4.47: Rekonstruktionsergebnisse der Saviour-Kathedrale von 0 bis 5. Iteration: grün - stimmt mit dem realen Objekt überein, rot - stimmt nicht überein, insbesondere ist die Kuppelform betroffen.

Der Vergleich der Rekonstruktionsraten relativ zum Bauteiltyp ist in Abb. 4.48 dargestellt. Die nicht klassifizierbaren Bauteile wurden hier als inkorrekt rekonstruierte Bauteile eingestuft. Für die Schätzung der Segmentierungsmöglichkeit wird die Punktwolke der Kirche schrittweise

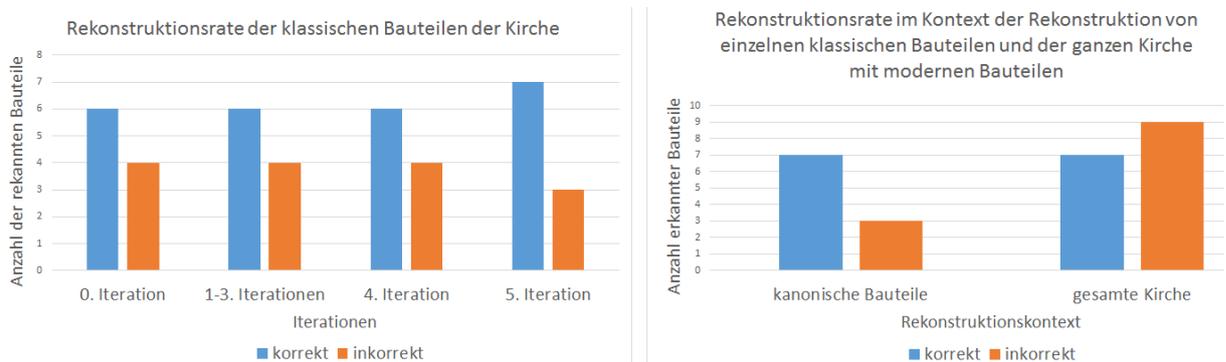


Abbildung 4.48: Rekonstruktionsrate in den Iterationen zwischen 0 und 5 im Kontext der klassischen und modernen Objektkomponenten.

von ca. 20% bis 80% zerstört. Dabei werden zuerst der Kuppelblock, dann der Haupteingang und Teile der Wände eliminiert (s. Abb. 4.49). In allen Fällen wird die Kirche als Chetverik (Würfel-Konstruktion) erkannt. Da die Kirche einen relativ einfachen Aufbau besitzt, wird im Fall der Zerstörung zwischen 40% und 80% mit Eliminierung vom Hauptkuppelblock und Teilen der Hauptraumwände das einfachste Kirchenmodell rekonstruiert, was grundsätzlich mit dem originalen Aufbau übereinstimmt.

Im Fall der Zerstörung des Haupteingangs wird dieses Bauteil nicht rekonstruiert, da es kein Pflichtbauteil ist (s. Kap. 2, Abs.2.2) und wegen der Zerstörung keine Punkte in der Bounding Boxes hat (s. Abb. 4.50). Die Formerkennungsergebnisse der nicht zerstörten Hauptkuppel und Tambour entsprechen den Rekonstruktionsergebnissen der 5. Iteration im vorherigen Fall (s. Abb. 4.47). Im Fall der Kuppel- und Tambourzerstörung entsprechen die Ergebnisse den Rekonstruktionsergebnissen der 1. Iteration im vorherigen Fall (s. Abb. 4.47).

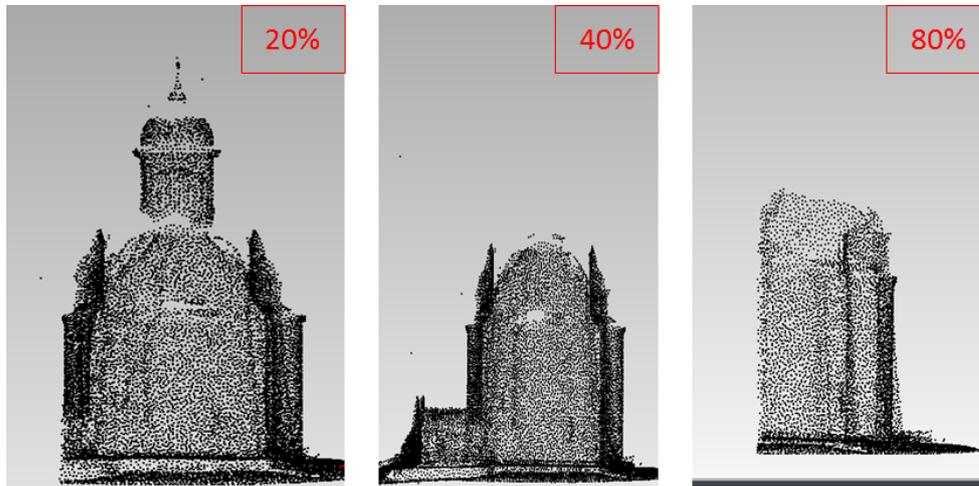


Abbildung 4.49: Zerstörungsstufen von Punktwolke der Saviour Kathedrale.

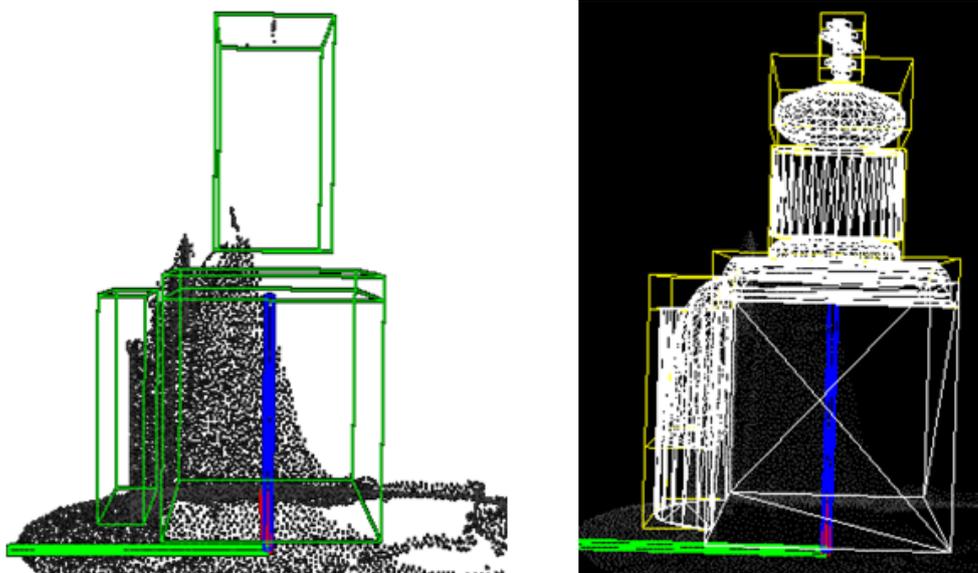


Abbildung 4.50: Extraktion und Rekonstruktion der Pflicht-Bauteile im Fall der Zerstörung von Hauptkuppel-Block, Haupteingang-Block und Hauptraumwänden (entspricht der Zerstörung zwischen 20% und 80%).

Atlantic Mines Orthodox Church

Die SS. Sergius and Herman of Valaam Church ist eine Orthodoxe Kirche in Atlantic Mines in der Nähe von Houghton (Michigan, USA). Die Kirche wurde im Jahr 1921 gebaut und hat vorher der evangelischen Gemeinde gehört, 1995 wurde sie von der Orthodoxen Gemeinde übernommen. Die Architektur ist nicht typisch für eine klassische orthodoxe Kirche und stellt eher ein Beispiel des protestantischen Kirchenbaus dar (s. Abb. 4.51).

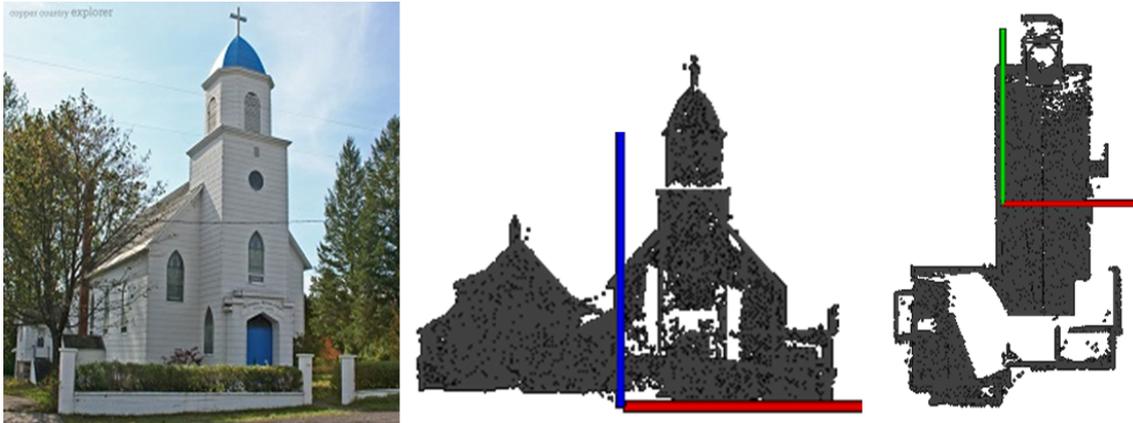


Abbildung 4.51: Sergius and Herman of Valaam Orthodox Church in Atlantic Mines, USA (orthodox world [2019]).

Obwohl die Kirche nicht den orthodoxen Baukanons entspricht, können einige Elemente dennoch identifiziert werden (s. Tab. 4.13): analog zur orthodoxen Schiff-Konstruktion ähnelt die Kirche einer Basilika mit dem Turm und der Vorhalle, die in den Hauptraum integriert ist. Der Altarraum wird durch einen separaten Gebäudeteil repräsentiert und ist mit einem daneben stehenden Haus verbunden, das aber nur eine geringe funktionale Rolle als Kirchengebäude spielt. Die Klassifikation der Bauteilblöcke und der Bauteile selbst ist relativ kompliziert, weil sie nicht kanonisch sind. Grob wird die Kirche in Tab. 4.13 repräsentiert.

Die Aufnahme wurde mit dem Laserscanner Faro Focus 3D bei einer Auflösung von 7,6 mm durchgeführt, woraus eine Punktwolke mit 85.376 Millionen Punkten resultiert. Die Kirche wird als eine Schiff-Kirche erkannt. Da die Hauptkuppel der realen Kirche nicht typisch positioniert ist und eher als Glockenturmdach oder -kuppel eingestuft werden kann, wird nach der Logik des Algorithmus die Hauptkuppel an der dafür vorgesehenen Stelle generiert sowie der Hauptaltarapsis-Block vom Gebäude separiert (Abb. 4.52). Der Rekonstruktionssalgorithmus hat in diesem Fall nicht

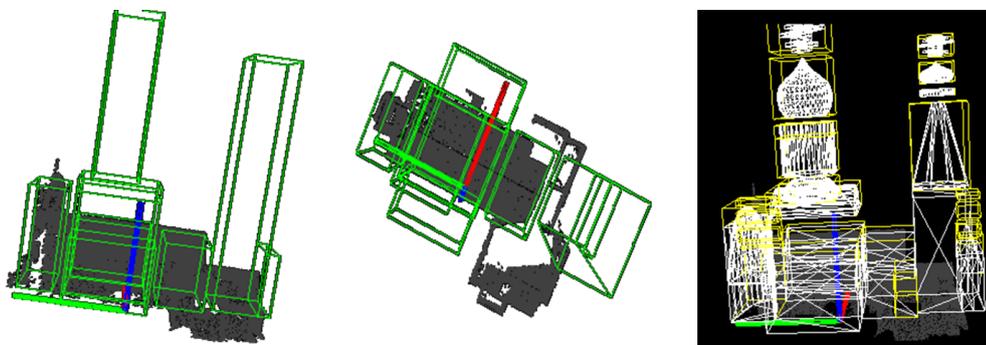


Abbildung 4.52: Segmentierungs- und Rekonstruktionsergebnisse für SS. Sergius and Herman of Valaam Orthodox Church.

erfolgreich funktioniert, die Segmentierungs- und Rekonstruktionsergebnisse stimmen nicht mit der realen Kirche überein.

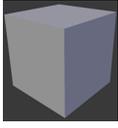
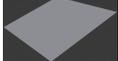
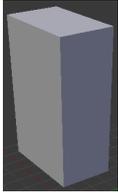
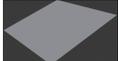
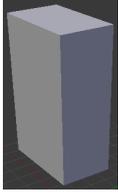
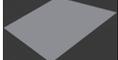
Klassifikationselement	ID-Nr.	Modell
Hauptraum	X1	
Hauptdach	DE SAT	
Hauptaltar	HA 3 (n/a)	
Dach des Hauptaltars	D(HA) 2	
fehlt	-	-
fehlt	-	-
Haupteingang	HE 1	
Dach des Haupteingangs	D(HE) 1	
Glockenturm	GT 1	
Glockenturmdach	D(GT) 7	
Kuppel	K(GT) 6 oder 8	
Tambour	TR(GT) 2 (n/a)	
Kreuz	KR(GT) 3	
Integriert in den Hauptraum	V 0 (s. X 1)	kein

Tabelle 4.13: Liste der Bauteile der Orthodoxen Kirche in Atlantic Mines und deren Klassifikation.

5 Ergebnisanalyse und Diskussion

5.1 Ergebnisanalyse der Szenarien und Verbesserungsvorschläge

Die Ergebnisanalyse der Szenarien ermöglicht, die Leistungsfähigkeit der entwickelten Algorithmen einzuschätzen, kritisch zu bewerten und zukünftige Verbesserungen vorzuschlagen. Sinnvoll ist es dabei, die einzelnen Szenarien getrennt zu betrachten.

Szenario 1 mit einer simulierten Kirche dient neben der Prüfung der grundlegenden Algorithmus-Schritte zur Analyse der Einwirkung von zusätzlichen, nicht-geometrischen Information über die Kirche. Dies sind in diesem Fall Angaben zu Bauepoche und Bauregion. Die Parameter der Region und Epoche werden im Laufe des Szenarien separat geändert und analysiert, um ihre Einwirkung auf das Ergebnis eindeutiger zu definieren.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Rolle der Bauepoche in diesem Beispiel wenig repräsentativ ist. Ein möglicher Grund dafür ist, dass sich die betrachteten Regionen geschichtlich relativ getrennt entwickelt haben. Die Ausprägung der regionalen Unterschiede auf die architektonischen Formen war daher stärker als zeitliche Entwicklung. In den meisten Fällen (auch in den anderen Szenarien) werden häufiger die Bauteilformen approximiert, die für die Region 1 typisch sind (Region 1 entspricht der Vladimir-Suzdal-Region laut der „Statistik“, s. Kap. 2, Abs. 2.2). Ein Grund dafür kann die ungleichmäßige Anzahl der Kirchen aus unterschiedlichen Regionen in der Datenbank „Statistik“ sein. Es ist zu vermuten, dass der Bauepoche-Parameter signifikanter auf das Ergebnis wirkt, falls die Datenbank mehr repräsentative Beispiele dazu enthielte.

Szenario 2 mit der Orthodoxen Kirche in Wiesbaden dient zur Untersuchung des Einflusses des Zerstörungsgrades im Zusammenhang mit der Konstellation der betroffenen Elemente untereinander. Die Tests werden mit der Punktwolke einer klassischen Kirche durchgeführt. Zusammenfassend zeigt dieses Beispiel, dass die Anzahl der Iterationen, die Anwesenheit identischer Zweige und die Übereinstimmung mit den kanonischen Bauvorschriften eine wesentliche Rolle im Rekonstruktionsprozess spielen. So werden die zerstörten Nebenkuppeln aus einem identischen Zweig (s. Kap. 2, Abs. 2.4.3) analog zur Hauptkuppel korrekt rekonstruiert. Der Algorithmus fällt aber logischerweise aus, wenn alle Elemente aus dem identischen Zweig vollkommen zerstört sind. In diesem Fall werden solche Bauteile schon im Segmentierungsschritt ausgeschlossen. Eine Möglichkeit zur Optimierung des Algorithmus könnte darin bestehen, diese Bauteile zu akzeptieren, wenn ihre Wahrscheinlichkeit über einem benutzerdefinierten Wert liegt.

Szenario 3 mit der Verklärungskirche in Kiew dient zur Schätzung des Einflusses des Zerstörungsgrades auf die Bauteile, die repräsentativ für einen bestimmten Kirchentyp sind.

Die Ergebnisse dieses Szenarien zeigen, dass nicht der Zerstörungsgrad selbst, sondern die Zerstörung einzelner für die Klassifikation wichtiger Bauteile auf den gesamten Interpretationsalgorithmus einwirkt. Außerdem spielt dabei der korrekte Aufbau der Beziehungen zwischen den Bauteilen eine wichtige Rolle, welche die Erkennungsrate entweder wesentlich erhöhen oder senken können. Als Beispiel dazu dient die inkorrekte Rekonstruktion der Glockenturmkuppel analog zur Hauptkuppel, weil diese Elemente grundsätzlich als „identisch“ in der Datenbank „Statistik“ definiert werden. Um dieses Problem zu lösen, müsste die Analyse der Datenbank „Statistik“ mit der Einbindung von Expertenwissen (Architekten, Bauhistoriker u.a.) über stilistische und historische

Besonderheiten des Objektes erfolgen.

In Szenario 4 wird die Interpretationsmöglichkeit von nicht klassischen Kirchen getestet.

Im Fall der Savior-Kathedrale wird der Aufbau und die Form der kanonisch gestalteten Bauteile insgesamt richtig erkannt. Ein Problem ist bei der Erkennung der Kirchenkonstruktion und des Hauptraumes aufgetreten, da diese Bauteile nicht klassisch gestaltet wurden. Die Ursachen der falschen Erkennung der Kirchenkonstruktion sind:

- Die Datenbank „Hashing“ mit Hashes der Musterkirchen enthält keine derartigen Konstruktionen.
- Eventuell könnte eine andere Kirchenkonstruktion besser passen (z.B. eine Kreuz-Konstruktion), die jedoch wegen der relativ geringen Größe der formbildenden Bauteile eine höhere Auflösung erfordern würde (z.B. 48×48).
- Das Erkennungsergebnis der Hauptraumform entspricht der Logik des Formerkennungsalgorithmus, es stimmt jedoch nicht mit der Originalform des Objektes überein. In diesem Fall sind feinere Einstellungen des Algorithmus für die Hauptraumerkennung erforderlich.

Im Fall der Kirche in Atlantic Mines ist das Ergebnis zu erwarten, da der präsentierte Algorithmus nur für klassische Objekte mit definierter Typologie entwickelt wurde. Zusammenfassend können die wichtigsten Einflussfaktoren anhand von allen Szenarien wie folgt definiert werden:

- Anzahl der Kirchen, mögliche Bauteilformen und Konstruktionen in der Datenbank;
- Typologie des gesamten Objektes und einzelner Bauteile bzw. Übereinstimmung mit den Baukanons;
- Zerstörung von den zur Klassifikation wichtigen Bauteilen (der Zerstörungsgrad selbst spielt eine geringere Rolle);
- korrekte Einstellungen der Algorithmen für die Segmentierung und Formerkennung;
- zusätzliche Informationen über das Untersuchungsobjekt (insbesondere Region).

Die Verbesserungsvorschläge weisen generell auf die weitere Entwicklung von beiden Datenbanken hin, auf denen die entwickelten Methoden basieren. Die Optimierung der Datenbank „Statistik“ für die Steuerung der Rekonstruktion und Formerkennung benötigt die Erweiterung durch

- eine höhere Anzahl der Kirchen in der Datenbank;
- eine reichere Variabilität der Bauteilformen;
- eine detailliertere Differenzierung von zusätzlichen Informationen (Region, Epoche, evtl. auch andere Informationen).

Die Rolle der Datenbank „Statistik“ und deren Einfluss auf den korrekten und robusten Ablauf des Rekonstruktionsalgorithmus wird im Abschnitt 5.2 dargestellt. Für die sichere Klassifikation der Kirchen und höhere Erkennungsrate ist die Erweiterung der Datenbank „Hashing“ durch die Variabilität der Kirchenkonstruktionen erforderlich. Die Änderung der Rasterdimension für Hashing erfordert weitere Untersuchungen.

Da die korrekte Rekonstruktion des gesamten Objektes von der Erkennung seiner einzelnen Bauteile abhängt, ist die weitere Entwicklung und Präzisierung der Formerkennungsmethoden erforderlich. Dabei ist es auch nötig, die Aufnahmemethode zu beachten. Als Beispiel seien Lücken in der Punktwolke genannt, die wegen ungünstig reflektierenden Oberflächen während des Laserscannings entstehen. In diesem Fall könnte das Problem entweder durch die Änderung der Aufnahmemethode oder Einbindung von zusätzlichen Daten gelöst werden (z.B. Fusion von photogrammetrischen und Laserscanning-Punktwolken o.a.).

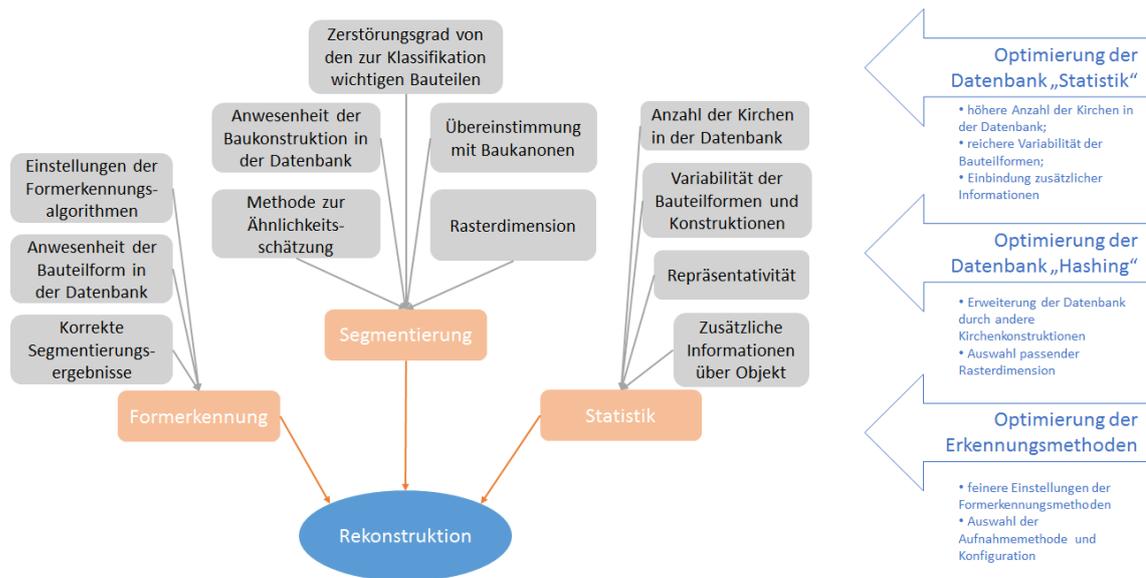


Abbildung 5.1: Einflussfaktoren und Optimierungswege des Algorithmus.

5.2 Verifikation der Rekonstruktionsstrategie

5.2.1 Definition der Datenbankparameter

Die Rekonstruktion der Bauteile sowie der gesamten Kirche hat einen probabilistischen Charakter. Die Wahrscheinlichkeit der rekonstruierten Bauteile entspricht dann ihrer bedingten Wahrscheinlichkeit anhand der Datenbank „Statistik“. Der auf dem Bayes-Satz basierte Rekonstruktionsalgorithmus hängt von einer statistischen Datenbank ab und wird erst dann robust funktionieren, wenn die Anzahl der Kirchen in der Datenbank relativ hoch ist.

Die in den Szenarien dargestellten Ergebnisse repräsentieren die Schritte des Interpretationsverfahrens und sind von Fall zu Fall im Kontext von einzelnen Kirchen schwer nachvollziehbar. Die Wirksamkeit des entwickelten Algorithmus wird mithilfe der formalen Verifikation dargestellt, die als objektiver Beweis der Richtigkeit des Algorithmus angenommen werden kann. Das Ziel der formalen Verifikation besteht darin, einen Zusammenhang zwischen einigen Parametern der Datenbank „Statistik“ und der Wahrscheinlichkeit der korrekten Bauteilrekonstruktion zu beschreiben und damit zu zeigen, dass die Vollständigkeit der Datenbank den Rekonstruktionsfehler wesentlich reduziert. Dabei geht es um die Rekonstruktion solcher Bauteile, deren Formerkennung nicht möglich ist.

Die Aufgabe wird wie folgt formuliert: es werden die Datenbankparameter definiert, bei denen die Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Bauteilrekonstruktion geringer als ein benutzerdefinierter Wert wird. Als solche Parameter dienen die Anzahl der Kirchen M und die Anzahl möglicher Bauteilformen k in der Datenbank.

Während der Rekonstruktion wird vom Algorithmus ein Modell für die Bauteilform in der konkreten Bauteil-Zelle approximiert. Die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Bauteilform (P_e) in der Bauteilzelle und ihre Häufigkeit insgesamt in der Datenbank (P_g) wird wie folgt formuliert:

$$P_e = \frac{1}{k} \quad (5.1)$$

mit k : Anzahl der möglichen Bauteilformen für die Bauteil-Zelle.

Dann

$$P_g = \frac{m}{M} \quad (5.2)$$

mit

M : Anzahl der Kirchen in der Datenbank,

m : Anzahl der Kirchen mit diesem Bauteil in der Datenbank.

Die Wahrscheinlichkeit P_e wird weiter als Erwartungswert betrachtet. Die Abweichung der Häufigkeit der korrekten Bauteilform P_g von ihrem Erwartungswert P_e , die niedriger als ein benutzerdefinierter Wert ε ist, kann durch die Tschebyscheff-Ungleichung formuliert werden:

$$P(|P_g - P_e| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2} \quad (5.3)$$

mit σ als Standardabweichung der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Bauteilform, die in diesem Fall wie folgt formuliert wird:

$$\sigma = \sqrt{P_e(1 - P_e)} \text{ bzw. } \sigma = \sqrt{\frac{1}{k}(1 - \frac{1}{k})} \quad (5.4)$$

Der Wert ε wird hier auf 0,01 gesetzt und die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Rekonstruktion auf $P \geq 0,95$ (kann grundsätzlich beliebig sein). Weiterhin wird die Verteilungsfunktion $\Phi(x)$ mit dem Quantil u der Erkennungswahrscheinlichkeit betrachtet (s. Abb. 5.2).

Die Gleichung 5.3 kann für die weitere Schätzung der Datenbankparameter (M, k) wie folgt darstellt werden:

$$\begin{aligned} P(|\frac{m}{M} - P_e| < 0,01) &\geq 1 - 0,05 \Leftrightarrow \\ P(|\frac{m}{M} - P_e| \frac{\sqrt{M}}{\sigma} < 0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}) &\geq 1 - 0,05 \Leftrightarrow \\ P(|\frac{m - MP_e}{\sigma\sqrt{M}}| < 0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}) &\geq 0,95 \end{aligned} \quad (5.5)$$

Aus dem Grenzwertsatz der Wahrscheinlichkeitstheorie folgt:

$$P(|\frac{m - MP_e}{\sigma\sqrt{M}}| < 0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}) = \int_{-0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}}^{0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}} \frac{e^{-\frac{t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dt + e(M) \quad (5.6)$$

mit

$e(M)$: Wert, der sich bei steigendem M null nähert.

Falls die Datenbank relativ viele Kirchen enthält, kann $e(M)$ weggelassen werden.

Die Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung lautet:

$$\Phi(x) = \sum_{-\infty}^x \frac{e^{-\frac{t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dt \quad (5.7)$$

Daraus folgt

$$\Phi(0,01 \frac{\sqrt{M}}{\sigma}) = 1 - 0,05 \quad (5.8)$$

Mithilfe der Standardnormalverteilungstabelle (NORMINV) kann das Quantil u wie folgt berechnet werden (s. Abb. 5.2):

$$\Phi(u) = 1 - 0,05 \Leftrightarrow u = 1,96 \quad (5.9)$$

Die Datenbankparameter lauten:

$$M = (u \frac{\sigma}{0,01})^2 = (1,96 \sqrt{\frac{1}{k}(1 - \frac{1}{k})})^2 \quad (5.10)$$

Daraus lässt sich die nötige Anzahl der Kirchen und der Bauteilformen in der Datenbank berechnen, bei der der Grenzwert bei korrekter Rekonstruktion und Approximation nicht überschritten wird. Beispielweise, benötigt man für die fünf Variationen der Bauteilformen (was realistisch ist) ca. 6147 Kirchen, für die zehn Variationen ca. 3458 Kirchen.

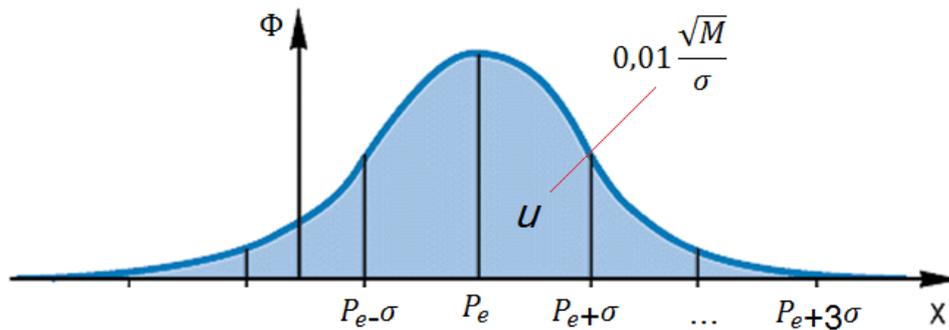


Abbildung 5.2: Dichtefunktion der Normalverteilung.

5.2.2 Fehlerschätzung des Rekonstruktionsalgorithmus

Der Rekonstruktionsalgorithmus läuft iterativ nach einem Graph, der den Aufbau der Kirche repräsentiert. Wie bereits beschrieben, kann der Algorithmus bei jeder Iteration einen Fehler machen, der sich mit jedem Iterationsschritt aufaddiert. Die Wahrscheinlichkeit dieses Fehlers kann jedoch niedriger als ein benutzerdefinierter Wert ε unter Bedingung der vordefinierten Datenbankparameter gesetzt werden. In diesem Abschnitt wird gezeigt, dass die Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Kirchenrekonstruktion unter bestimmten Bedingungen nicht höher als 0,1 liegen kann. Unter den Bedingungen versteht man die Datenbankparameter M , k , bei denen $\varepsilon = 0,01$.

Während des Ablaufs des Algorithmus, der auf dem Bayes-Satz für die Bestimmung eines Bauteiltyps in den einzelnen Zellen des zellulären Automaten basiert, werden zwei Erkennungsschemata betrachtet (s. Abb. 5.3):

- das Schema a besteht in der sequenziellen Erkennung von Elementen, die auf einem Zweig des Graphs liegen;
- im Schema b wird das zu erkennende Element (Bauteil) von zwei bereits erkannten Elementen bestimmt.

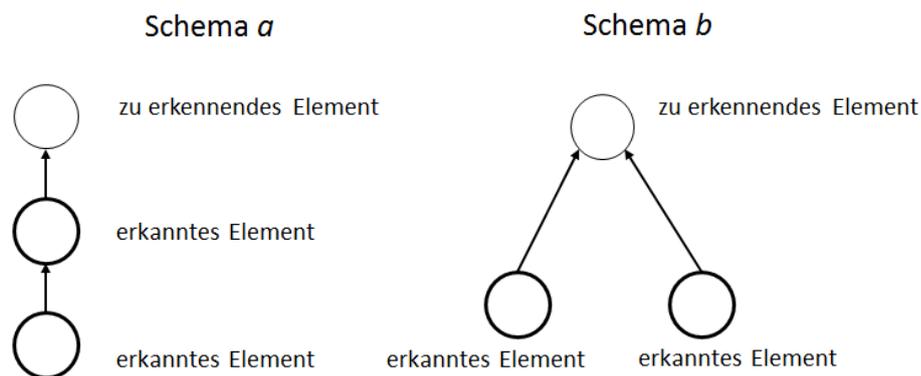


Abbildung 5.3: Schema der Erkennungsszenarien im Kirchengraph.

Offenbar ist die Fehlerwahrscheinlichkeit der Elementerkennung im Schema a höher. Demzufolge wird das Schema a für die Bestimmung einer höheren Wahrscheinlichkeitsgrenze bei einer inkorrekten Erkennung in den möglichen Erkennungsszenarien verwendet. Das Schema a wird weiter für die Fehlerschätzung betrachtet. Es geht dabei um den Graphen, der aus einer Anzahl nacheinander verbundenen Knoten besteht. Es wird angenommen, dass der Knoten aus einer aktuellen Iteration n korrekt erkannt wurde. In der nächsten Iteration können folgende Knoten entstehen (s. Abb. 5.4):

- *A*-Knoten, die korrekt erkannt werden können und die den vorher korrekt erkannten Zellen folgen. Die Wahrscheinlichkeit, dass der *A*-Knoten entsteht, ist gleich $1 - 0,01 = 0,99$;
- *B*-Knoten, die inkorrekt unter dem benutzerdefinierten Wahrscheinlichkeitsgrenzwert von $0,01$ erkannt werden können.

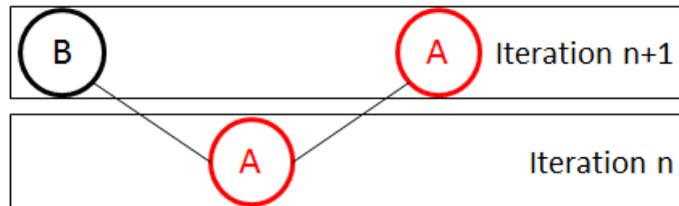


Abbildung 5.4: Wahrscheinlichkeit der entstehenden *A*- und *B*-Knoten in der nächsten Iteration. Im umgekehrten Fall, wenn der Knoten aus der Iteration *n* inkorrekt erkannt wurde, ergibt der Algorithmus den Fehler mit der Wahrscheinlichkeit von $0,99$, weil auf dem aktuellen Schritt das inkorrekt erkannte Element als korrekt vom Algorithmus gesetzt wurde. Die weitere Rekonstruktion läuft dann fehlerhaft ab.

Falls es *k* Auswahlmöglichkeiten der Bauteilform gibt und wenn der Rekonstruktionsfehler mit der Wahrscheinlichkeit $0,01$ entsteht, wird die Wahrscheinlichkeit P_u eines neu inkorrekt rekonstruierten Elementes im nächsten Schritt wie folgt definiert:

$$P_u = 0,99 + 0,01 \frac{k - 1}{k} \tag{5.11}$$

Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit P_v der zufälligen Auswahl eines korrekten Elementes lautet:

$$P_v = \frac{0,01}{k} \tag{5.12}$$

Solch ein Knoten wird als *C*-Knoten bezeichnet (s. Abb. 5.5,a). Im nächsten Schritt entstehen die schon bekannten Subgraphen der *B*- und *A*-Knoten (s. Abb. 5.5,b). Aus dem *C*-Knoten wer-

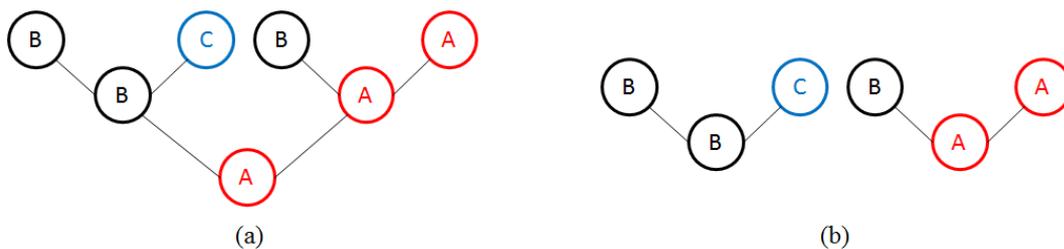


Abbildung 5.5: *a* - Entstehen des *C*-Knotens, *b* - entstandene Subgraphen der *B*- und *A*-Knoten. den ein inkorrekt er *B*-Knoten mit der Wahrscheinlichkeit P_u und ein korrekter *A*-Knoten mit der Wahrscheinlichkeit P_v erkannt (s. Abb. 5.6). Auf diese Weise ist ein Baum mit einem finalen Gewicht von 3 entstanden (s. Abb. 5.7). Unter dem Begriff Gewicht versteht man die maximale Anzahl der paarweise nicht-äquivalenten Bäume. Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit von jedem Ergebnis (Realisierung von einem beliebigen Zweig des Baumes) mithilfe von gefundenen Wahrscheinlichkeiten $0,99$ und $0,01$ (P_u und P_v) berechnet wird. Um die Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Rekonstruktion der ganzen Kirche zu schätzen, wird die komplizierteste Kirchenkonstruktion mit maximaler Anzahl der Bauteile ausgewählt. Da solch ein Kirchentyp aufgrund seiner Komplexität mehr Rekonstruktionsiterationen benötigt, wird die Wahrscheinlichkeit seiner inkorrekten Rekonstruktion höher relativ zu anderen Kirchentypen. Auf diese Weise wird dieses Rekonstruktionsszenario als „worst case“ betrachtet.

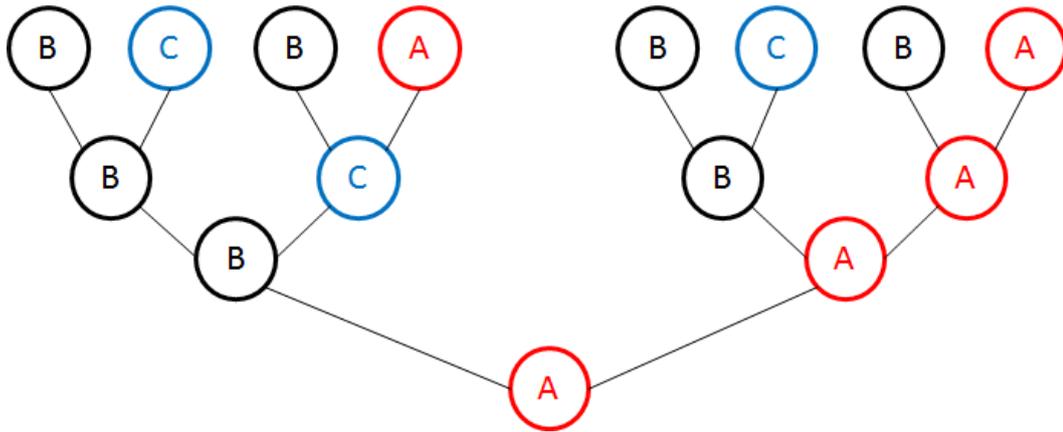


Abbildung 5.6: Entstandene Subgraphen von den A -, B - und C -Knoten.

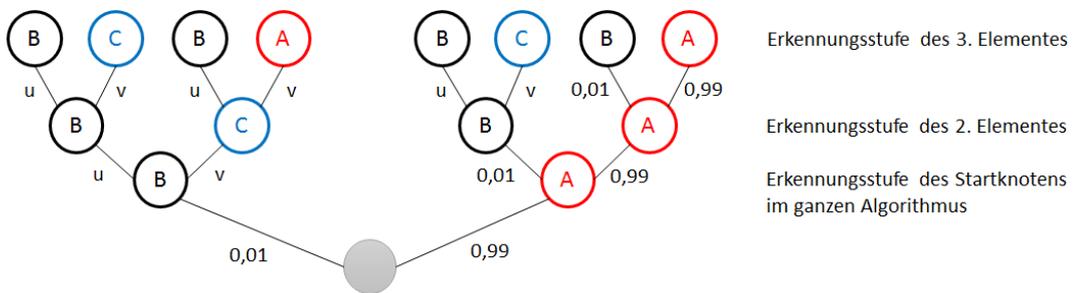


Abbildung 5.7: Entstandener Baum mit A -, B - und C -Knoten.

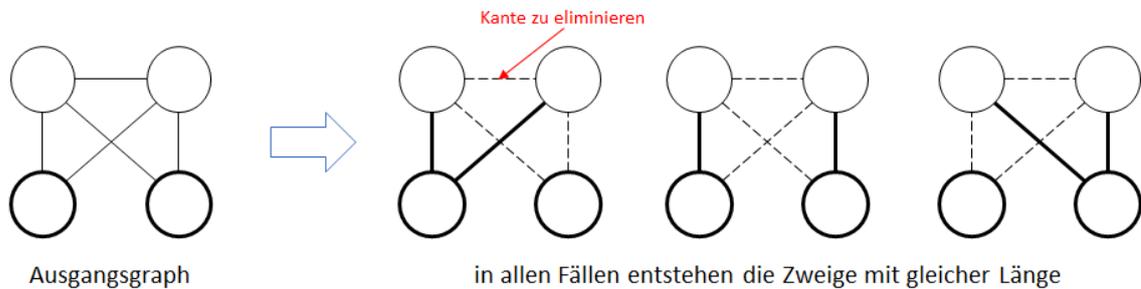


Abbildung 5.8: Entstehen von gleichlangen Zweigen unabhängig von der Auswahl der zu eliminierenden Kante.

Für die Fehlerschätzung wird ein Spannbaum generiert, der das Erkennungsszenario nach dem Schema a abbildet. Der Spannbaum wird wie folgt aufgebaut (s. Abb. 5.9):

1. Ein erkannter Knoten (der erste im Rekonstruktionsalgorithmus) wird fixiert.
2. Alle Kanten und Knoten werden markiert, die dem Knoten aus dem vorherigen Schritt inzident sind. So entsteht ein Subgraph G_k ; $k = 2$ (weiter $-k := k + 1$).
3. Im nächsten Schritt werden die Knoten und Kanten markiert, die gleichzeitig den vorher fixierten und neuen Knoten inzident sind. Die Kanten, die den neuen Knoten mit bereits markierten Kanten inzident sind, werden nicht markiert. Analog zum vorherigen Schritt entsteht ein Subgraph G_k (weiter $-k := k + 1$).
4. Falls es noch weitere Knoten gibt, wird der 3. Schritt wiederholt, ansonsten stoppt der Algorithmus.

Mithilfe dieses Algorithmus wird der Spannbaum aufgebaut, in dem alle Zweige die Rekonstruktionspfade bilden. Sie werden im Graph mit unterschiedlichen Farben bezeichnet (s. Abb. 5.9). Die Wahrscheinlichkeit der inkorrekten Kirchenrekonstruktion wird grob als die Summe der Wahrscheinlichkeiten inkorrekt rekonstruierter Bauteile in jedem Zweig angenommen.

In dieser Methode gibt es bestimmte Auswahlfreiheiten von den Kanten, die im dritten Schritt nicht betrachtet werden. Das beeinflusst die Wahrscheinlichkeitsschätzung nicht, weil die Zweiglängen (Anzahl der Knoten auf dem Zweig) dabei gleichbleiben, d.h. in diesem Fall wird nur ihre Anordnung im Graph geändert (s. Abb. 5.8).

Als Nächstes wird der gesamte Graph mit allen möglichen Bauteilen betrachtet, für den ein Spannbaum generiert wird (s. Abb. 5.10).

Vom Graph in Abb. 5.10 kann abgeleitet werden, wie die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Rekonstruktion relativ zur Anzahl der Kanten im Rekonstruktionszweig resultiert. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5.1 dargestellt.

Länge des Zweiges (Anzahl der Kanten)	Wahrscheinlichkeit des Fehlers im Zweig	Anzahl der Zweige mit dieser Länge	Resultierende Wahrscheinlichkeit des Fehlers
2	0,01	0	0
3	0,03	4	0,01
4	0,04	3	0,01
5	0,05	0	0
6	0,06	4	0,02
7	0,07	2	0,01
8	0,08	1	0,01
9	0,09	0	0
10	0,1	1	0,01
Summe			0,07

Tabelle 5.1: Resultierende Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Erkennung im Graph.

Das Ergebnis zeigt, dass die Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Erkennung den oben definierten Grenzwert von 0,1 eingehalten hat, was den vordefinierten Genauigkeitsanforderungen entspricht. Diese Anforderungen können jedoch beliebig definiert werden.

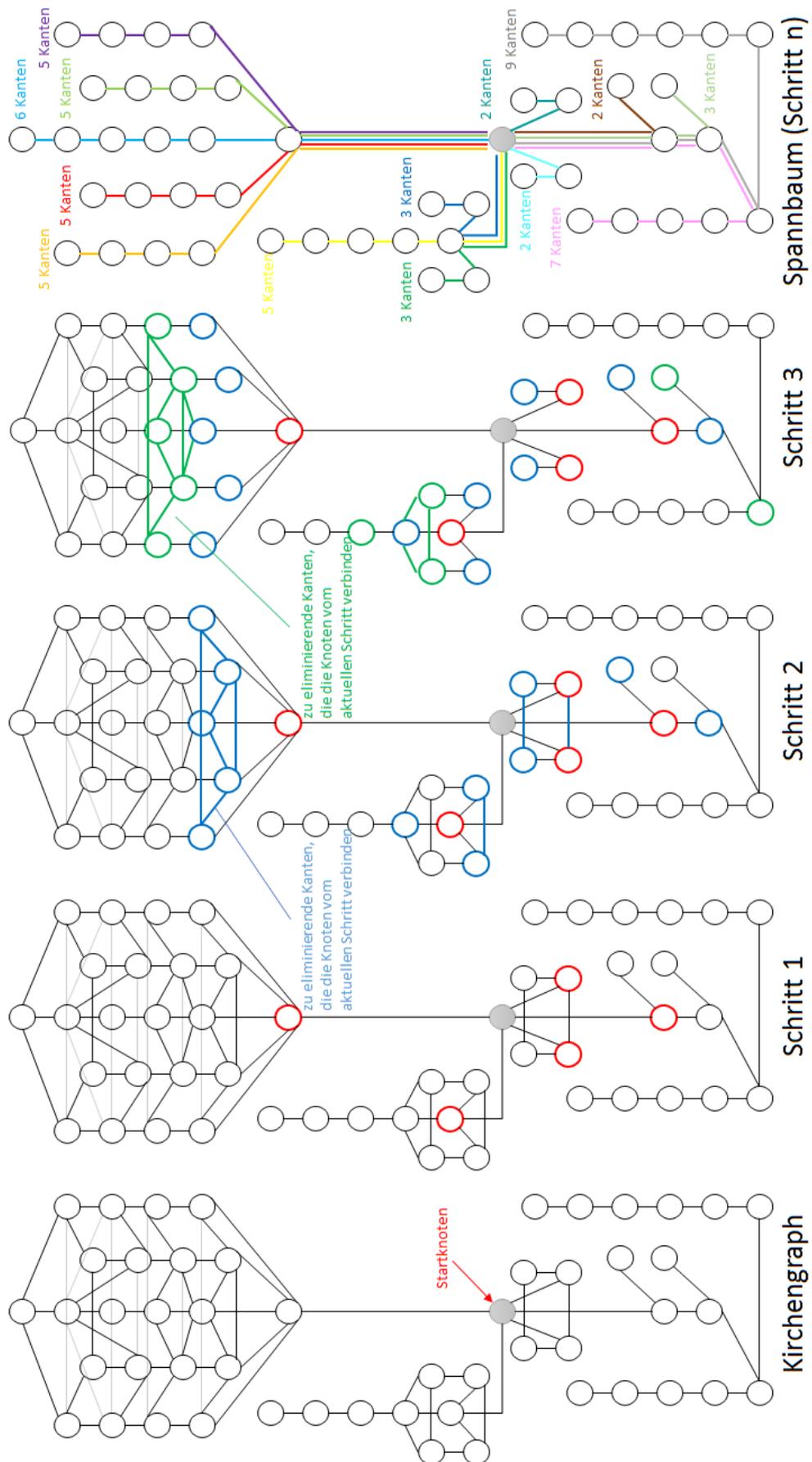


Abbildung 5.9: Schema der Spannbaum-Generierung.

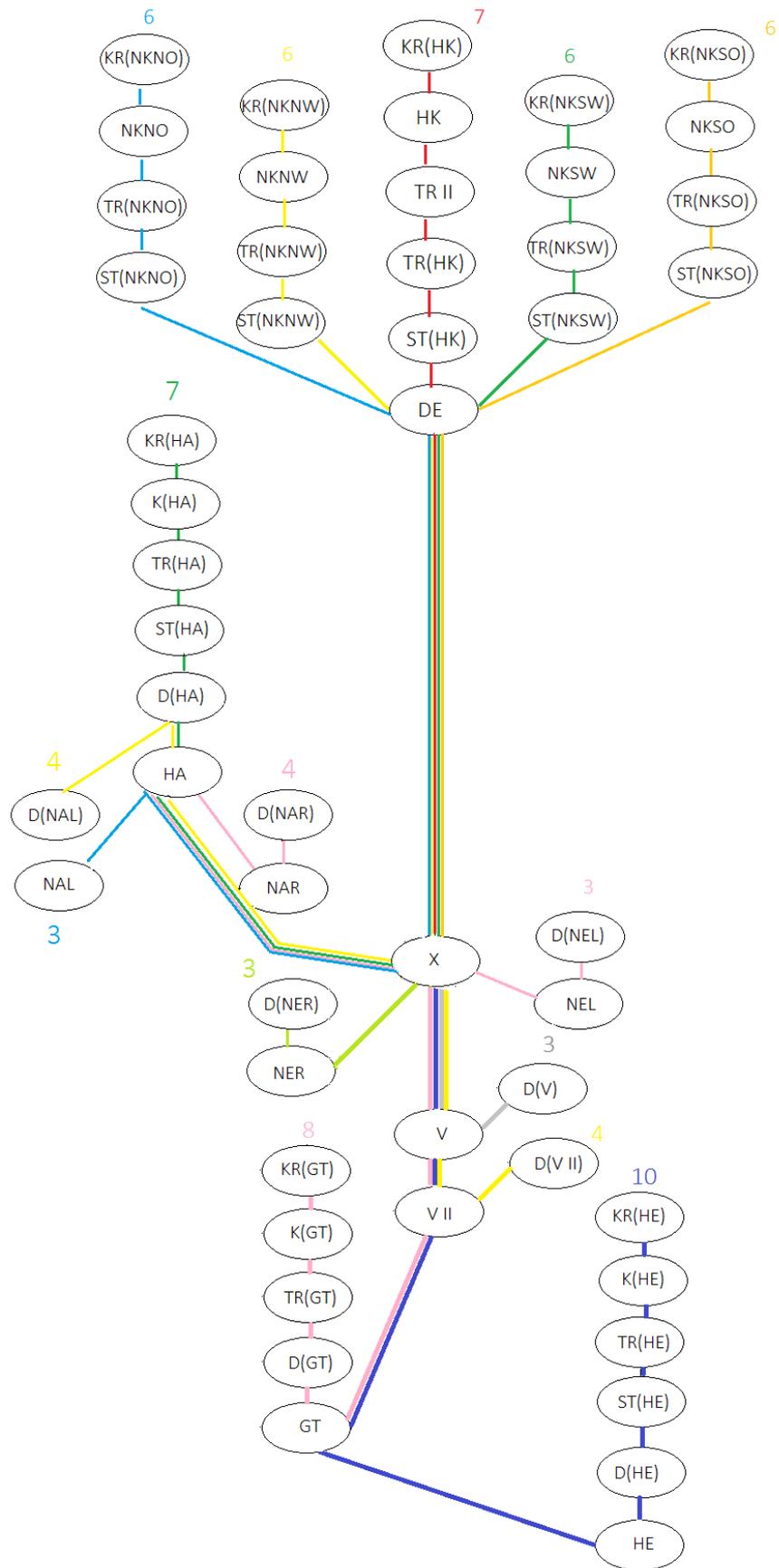


Abbildung 5.10: Spannbaum des Rekonstruktionsgraphen mit Bezeichnungen der Kantenanzahl.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Entwicklung eines Verfahrens zur virtuellen Rekonstruktion komplexer dreidimensionaler Objekte aus Punktwolken unter Berücksichtigung der semantischen Eigenschaften von Teilkomponenten (Bauteilen) dieser Objekte. Konkret wird das Thema durch folgende Randbedingungen eingegrenzt:

1. Die Objekte (Anwendung für russisch-orthodoxe Kirchen) sind nicht beliebig geformt, sondern folgen definierten Regeln ihrer Architektur (Kanons). Gleichwohl variieren die Objekte in der Praxis aufgrund regionaler und ethnischer Unterschiede, Abweichungen beim Bau oder nachträglicher baulicher Veränderungen oder veränderter Nutzung.
2. Es existieren (repräsentative) Datenbanken realer Objekte, in denen semantische, topologische und geometrische Beschreibungen abgelegt sind.
3. Die Objekte werden durch moderne 3D-Messverfahren (Laserscanning, Photogrammetrie) von außen erfasst und als Punktwolken gespeichert.
4. Die 3D-Punktwolken sind unvollständig, verursacht entweder durch Zerstörungen am Objekt und/oder durch fehlende Messdaten (z.B. bei Verdeckungen).
5. Der gesuchte Algorithmus ermittelt die grobe Gestalt und die Anordnung wichtiger Bauelemente. Kleinere Strukturen (z.B. Dekore) werden bei diesem Vorgehen nicht berücksichtigt.
6. Die Leistungsfähigkeit des Verfahrens wird an ausgewählten Fallbeispielen (Szenarien) demonstriert, wobei eine eingeschränkte Anzahl von Bauteiltypen durch Algorithmen der Formerkennung umgesetzt wird (hier: Hauptraum, Tambour und die Kuppel einer Kirche). Die Objekte sind dabei nur von außen sichtbar. Die im Rahmen dieser Arbeit nicht realisierbaren Formerkennungsverfahren für andere Bauteile (z.B. Stützen, Dachformen) werden durch Ersatzelemente beschrieben, die zu einem späteren Zeitpunkt durch zusätzlich entwickelte Algorithmen integriert werden können.
7. Es kann vorausgesetzt werden, dass messtechnische Einflussgrößen (z.B. Messrauschen, Registrierungsfehler) bei einer professionellen Objektaufnahme nur minimalen Einfluss auf das Ergebnis haben und daher nicht im Detail untersucht werden.

Das Anwendungsfeld der Rekonstruktion russisch-orthodoxer Kirchen ist dadurch motiviert, dass in der russischen Geschichte des 20. Jahrhunderts besonders viele Kirchen zerstört oder einer ganz anderen Nutzung zugeführt wurden und zum heutigen Zeitpunkt oft nicht klar ist, welches Aussehen für einen Wiederaufbau historisch korrekt wäre. Dafür sollte ein mathematisch basiertes Verfahren zu einer objektiven Interpretation führen.

Der entwickelte Interpretationsalgorithmus besteht aus mehreren Stufen und Teilprozessen. Grob gliedert sich das Verfahren in

- Vorverarbeitung der Punktwolken (typisch: Registrierung, Ausrichtung nach Nord, Datenbereinigung, Datenreduktion);

- Segmentierung in relevante Bereiche (Bounding Boxes), die jeweils ein bestimmtes Bauteil enthalten. Eingesetzt wird hier ein neu entwickeltes Verfahren zum 3D-Hashing. Durch einen Vergleich realer Hashes mit den in der Datenbank gespeicherten Hashes wird die Ähnlichkeit ermittelt, die die wahrscheinlichste Bauteilform in der Punktwolke ermittelt.
- Ein zellulärer Automat ermittelt für jede segmentierte Bounding Box ein geeignetes Formerkennungsverfahren (z.B. für eine Kuppel) unter Einbeziehung einer Graphenrepräsentation, in der die typischen Beziehungen der Bauteile untereinander gespeichert sind. Diese Repräsentation basiert auf einem Bayes-Netz, das die Wahrscheinlichkeiten für das Vorhandensein von Objekten beinhaltet.
- Darauf aufbauend wird für jedes Bauteil die automatisch bestimmte Formerkennungsmethode aufgerufen, die auf Basis der separierten Punktwolke eine analytische Formbeschreibung ermittelt.
- Zur visuellen Kontrolle der verschiedenen Zwischenschritte sowie des Endergebnisses wird aus der analytischen Formbeschreibung ein Oberflächenmodell (Dreiecksvermaschung, STL) abgeleitet.

Das Verfahren sowie einzelne Algorithmen (insbesondere Hashing mit zugehörigen Ähnlichkeitsmetriken) werden anhand ausgesuchter Beispiele getestet. Dabei werden die wesentlichen Einflussgrößen (Zerstörungsgrad des Objektes, Vollständigkeit der Punktwolke, Abweichungen von Baukanons) anhand von typischen Szenarien untersucht. Es handelt sich dabei um Punktwolken real existierender Kirchenbauwerke, die zum Teil künstlich reduziert werden. Weiterhin existiert ein Datensatz einer simulierten Kirche, mit dem fehlerfreie Solldaten vorgegeben werden können.

Die Untersuchungen an den Szenarien haben gezeigt, dass die Modellapproximation im Gegensatz zur Objektapproximation erfolgreich umgesetzt werden konnte. Die Objektapproximation erfordert die Übereinstimmung der rekonstruierten Bauteilform mit dem real existierenden Objekt, was jedoch nicht das Ziel der Arbeit ist. In unserem Fall wird die Übereinstimmung mit einem statistisch aufgebauten Modell favorisiert, was das wahrscheinlichste Ergebnis ermöglichen kann.

Zusammenfassend können die wichtigsten Einflussfaktoren für eine erfolgreiche Anwendung des Verfahrens wie folgt definiert werden:

- die Anzahl der Kirchen, mögliche Bauteilformen und Konstruktionen in der Datenbank;
- die Typologie des Objektes bzw. Übereinstimmung mit den Baukanons;
- die Zerstörung wichtiger Bauteile sowie eine korrekte Parametrisierung der Algorithmen für die Segmentierung und Formerkennung.

Dementsprechend weisen Verbesserungsvorschläge vor allem auf die weitere Entwicklung der zugrundeliegenden Datenbanken hin, auf denen die entwickelten Methoden basieren. Die Methoden selbst könnten auch anders realisiert oder verbessert werden.

So bieten sich weitere Option für Hashing, die Ähnlichkeit von den Hash-Vektoren und Rastern durch

- Kreuzkorrelation,
- Distanztransformation oder
- Anwendung von gewichteten Rasterbereichen in übereinanderliegenden Muster-Hashes

zu schätzen.

Zukünftige Optimierungen könnten weiterhin in verbesserten Formerkennungsalgorithmen liegen sowie in der Entwicklung der bisher nicht realisierten Erkennung von weiteren Bauteilen, die bisher durch sog. Ersatzelemente beschrieben werden.

Das Verfahren lässt sich auch auf andere typisch aufgebaute Objekte erweitern (z.B. Autos). Voraussetzung ist die Erstellung geeigneter Datenbanken mit hinreichender Anzahl von Vergleichsobjekten sowie den zugehörigen semantischen Beschreibungen.

Der entwickelte Ansatz lässt sich auch umkehren. So kann nicht die virtuelle Rekonstruktion eines (teilweise) zerstörten Objektes im Vordergrund stehen, sondern die Analyse realer Punktwolken auf Vollständigkeit oder die Ermittlung von Veränderungen (change detection) durch einen Vergleich von Punktwolken aus unterschiedlichen Epochen.

7 Danksagung

Zunächst geht mein Dank an Prof. U. Stilla und Prof. Dr.-Ing. A. Brunn als Betreuer meiner Doktorarbeit, die mir das Promotionsvorhaben an der TU München in Kooperation mit der Hochschule Würzburg-Schweinfurt ermöglicht haben.

Insbesondere bin ich folgenden Personen dankbar, die mir neben exzellenter fachspezifischer Betreuung auch private Unterstützung geleistet haben.

Als erstes danke ich Prof. Dr. Thomas Luhmann (Jade Hochschule Oldenburg), bei dem ich als wissenschaftliche Mitarbeiterin im Projekt „Objekterkennung und Matching in Farbbildern“ tätig sein konnte. Neben meinen direkten Arbeitsverpflichtungen hatte ich immer die Möglichkeit, mein Dissertationsthema weiterzuentwickeln. Unter anderem konnte ich einen Forschungsaufenthalt an der Michigan Tech University in USA (Prof. Dr. Levin, Priest Alexander) durchführen sowie an zahlreichen internationalen Konferenzen und Workshops teilnehmen und so wertvolle Kontakte in universitären und wirtschaftlichen Bereichen aufbauen. Besonders dankbar bin ich dafür, dass ich auch bei zwischenzeitlichen Schwierigkeiten immer wieder motiviert worden bin, die Arbeit fortzusetzen.

Dann geht mein Dank an Prof. Dr.-Ing. Ansgar Brunn, der mir das Promotionsvorhaben in Deutschland ermöglicht hat und mich ebenfalls fortlaufend unterstützt hat. Dazu gehören die hochwertige fachliche Beratung, Arbeitsmöglichkeiten an der Hochschule Würzburg-Schweinfurt sowie zusätzliche Förderungsmöglichkeiten (BayWiss-Stipendium, Teilnahme an Konferenzen).

Ich danke Frau Prof. Dr. Mona Hess, die durch ihren Input aus dem Bereich Denkmalwissenschaften einen wesentlichen fachlichen Beitrag zur Arbeit geleistet hat und mir neben der Tätigkeit am Lehrstuhl für Digitale Denkmaltechnologien den Freiraum zur Fertigstellung der Dissertation gegeben hat.

Mein Dank geht ebenfalls an die Professoren Dmitrii Korovin und Andrey Gurianov, die mich im Bereich der höheren Mathematik und Statistik sowie Informatik und Programmieren außerordentlich unterstützt haben.

Weiterhin danke ich allen, die meinen Aufenthalt in Deutschland wesentlich erleichtert haben: Marina Lebedeva, Daria Mesilova, Olga Nosenko, Stanislav Baum, Maxim Plett, Galina Karmanova, Familien Justus, Volz, Kiel, Kainz, Kindler und Mitglieder der Russisch-Orthodoxen Gemeinde in Schweinfurt.

Am Ende möchte meiner Familie danken: meinen Eltern Vera und Nikolay Chizhovy und meiner Großmutter Galina Ivanova. Schließlich bedanke ich mich bei meinem Sohn Voronov Serafim für Motivation, Geduld und den Sinn des Lebens.

Literaturverzeichnis

- Ahn SJ (2004) *Least squares orthogonal distance fitting of curves and surfaces in space*. Berlin: Springer.
- Albers B, Kada M, Wichmann A (2016) Automatic extraction and regularization of building outlines from airborne LIDAR point clouds. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 550–560.
- Anand A, Koppula H, Joachims T, Saxena A (2013) Contextually guided semantic labeling and search for three-dimensional point clouds. *The International Journal of Robotics Research*, 32 (1): 19–34.
- Apollonio F, Gaiani M, Baldissini S (2011) Construction, management and visualization of 3D models for cultural heritage GIS systems. *Digital Media and its Application in Cultural Heritage*, 14: 283–299.
- archheritage (2018) Architekturerbe. <https://arch-heritage.livejournal.com/383557.html>.
- Arefi H, Hahn M, Reinartz P (2010) Ridge based decomposition of complex buildings for 3D model generation from High resolution digital surface models. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38 (1/W17): 15–22.
- Barazzetti L, Banfi F (2017) BIM and GIS: when parametric modeling meets geospatial data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4 (5/W1): 1–8.
- Barazzetti L, Banfi F, Brumana R, Previtali M, Roncoroni F (2016) BIM from laser scans... not just for buildings: NURBS-based parametric modeling of a medieval bridge. *International Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (5): 51–56.
- Bartetzky A (2017) *Geschichte bauen*. Köln: Böhlau Verlag.
- Becker R (2005) *Differentialgeometrische Extraktion von 3D-Objektprimitiven aus terrestrischen Laserscannerdaten*. PhD thesis, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen.
- Biosca J, Lerma J (2008) Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63 (1): 84–98.
- Bitelli G, Castellazzi G, D’Altri A, Miranda SD, Lambertini A, Selvaggi I (2016) Automated voxel model from point clouds for structural analysis of cultural heritage. In: Halounova L, Safar V, Remondino F, Hodac J, Pavelka K, Shortis M, Rinaudo F, Scaioni M, Boehm J, Rieke-Zapp D (eds) *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 191–196.
- Blokker J (2011) *(Re)Constructing identity: World War II and the reconstruction of Cologne’s destroyed romanesque churches, 1945-1985*. Ann Arbor: ProQuest.
- Bormann A, König M, Koch C, Beetz J (2015) *Building information modeling. Technologische Grundlagen und industrielle Praxis*. Wiesbaden: Springer.
- Boulch A, Saux BL, Audebe N (2017) Unstructured point cloud semantic labeling using deep segmentation networks. In: Pratikakis I, Dupont F, Ovsjanikov M (eds) *Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval*: 17–24.
- Brenner C (2005) Building reconstruction from images and laser scanning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6 (3): 187–198.

- Brunn A (2000) *Semantik-basierte Gebäudeerfassung mit verkoppelten Markoff-Zufallsfeldern*. PhD thesis, Rheinische Friedrichs-Wilhelm Universität Bonn.
- Brunn A, Lang F, Förstner W (1996) A procedure for segmenting surfaces by symbolic and iconic image fusion. In: Jähne B, Geißler P, Haußecker H, Hering F (eds) *Mustererkennung 96, Proceedings of the DAGM'96*: 11–20.
- Brunn A, Weidner U (1998) Hierarchical Bayesian nets for building extraction using dense digital surface models. *Journal for Photogrammetry and Remote Sensing*, 53 (6): 296–307.
- Canciani M, Falcolini C, Saccone M, Spadafora G (2013) From point clouds to architectural models: algorithms for shape reconstruction. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(5/W1): 27–34.
- Charta (1964) Charta von Venedig (internationale Charta über die Konservierung und Restaurierung von Denkmälern und Ensembles). <http://www.blfd.bayern.de/medien>.
- Chauve A, Labatut P, Pons J (2010) Robust piecewise-planar 3D reconstruction and completion from large-scale unstructured point data. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*: 1261–1268.
- Chehata N, David N, Bretar F (2008) LIDAR data classification using hierarchical K-means clustering. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37(B3b): 325–330.
- Chiabrando F, Sammartano G, Spano A (2016) Historical building models and their handling via 3D survey: from point clouds to user-oriented HBIM. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 633–640.
- Chum O, Matas J (2002) Randomized RANSAC with T(d,d) test. In: Rosin P, Marshall A (eds) *Proceedings of the British Machine Vision Conference*: 448–457.
- Chum O, Matas J, Kittler J (2003) Locally optimized RANSAC. In: Michaelis B, Krell G (eds) *Pattern Recognition*: 236–243.
- Comaniciu D, Meer P (2002) Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24 (5): 603–619.
- Corbusier L (2004) *The Modulor and Modulor 2: A harmonious measure to the human scale, universally applicable to architecture and mechanics*. Basel: Birkhäuser.
- Cotofrei P, Künzi C, Stoffel K (2009) Optimal scene interpretation: semantic management of 3D object from a point cloud scene. In: *International Conference of Computer Graphics and Artificial Intelligence*: 189–196.
- Dehbi Y, Staat C, Mandtler L, Plümer L (2016) Incremental refinement of facade models with attribute grammar from 3D point clouds. *International Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 311–316.
- Demarsin K, Vanderstraeten D, Volodine T, Roose D (2007) Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory. *Computer-Aided Design*, 39 (4): 276–283.
- Dore C, Murphy M (2013) Semi-automatic modeling of building facades with shape grammars using historic building information modeling. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(5/W1): 57–64.
- Dore C, Murphy M, McCarthy S, Brechin F, Casidy C, Dirix E (2015) Structural simulations and conservation analysis - historic building information model (HBIM). In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(5/W4): 351–357.

- Duda R, Hart P (1972) Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 15 (1): 11–15.
- Duden K (2013) *Die deutsche Rechtschreibung. Auf der Grundlage der aktuellen amtlichen Rechtschreibregeln. 1(26)*. Berlin: Dudenverlag.
- El-Ashmawy N, Shaker A (2014) Raster vs. point cloud LIDAR data classification. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(7): 79–83.
- Fai S, Rafeiro J (2014) Establishing an appropriate level of detail (LoD) for a building information model (BIM). *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (5): 123–130.
- Falser M (2011) *Die Erfindung einer Tradition namens Rekonstruktion oder die Polemik der Zwischenzeilen*. Gütersloh: Bauverlag.
- fedmp (2019) Projekt der Matronas Kirche. <http://www.fedmp.ru/church/sobornyj-hram-na-600-chelovek>.
- Filin S (2002) Surface clustering from airborne laser scanning data. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3A): 119–124.
- Fischer B (2007) Rome reborn (virtual reality project). <https://www.romereborn.org>.
- Fischer R (2010) Rezension zu: Geschichte der Rekonstruktion - Konstruktion der Geschichte von W. Nerdinger. <https://www.hsozkult.de/exhibitionreview/id/rezausstellungen-141>.
- Fischler M, Bolles R (1981) Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24 (6): 381–395.
- Fleischmann S, Cohen-Or D, Silva C (2005) Robust moving least-squares fitting with sharp features. *ACM Transactions on Graphics*, 24 (3): 544–552.
- Förstner W (1994) A Framework for Low Level Feature Extraction. In: Eklundh JO (ed) *Lecture Notes in Computer Science*, 2: 383–394.
- Förstner W (2016) A future for learning semantic models of man-made environments. In: *Proc. of Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR)*: 2475–2485.
- Freitag B, Schlieder C (2009) MonArch: digital archives for monumental buildings. *Kuenstliche Intelligenz*, 4: 30–35.
- fresher (2018) Gesprengte orthodoxe Kirchen. <https://www.fresher.ru>.
- Frings M (2002) The golden section in architectural theory. *Nexus network journal*, 4 (1): 9–32.
- Geetha M, Rakendu R (2014) An improved method for segmentation of point cloud using minimum spanning tree. In: *2014 International Conference on Communication and Signal Processing*: 833–837.
- geographyofrussia (2018) Christ-Erlöser-Kathedrale in Moskau. <https://geographyofrussia.com/xram-xrista-spasitelya-v-moskve>.
- Georgii H (2009) *Stochastik. Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik*. Berlin: Walter de Gruyter.
- Getty Research (2004) Art and architecture thesaurus. <http://www.getty.edu>.
- Goebbels S, Pohle-Fröhlich R (2016) Roof reconstruction from airborne laser scanning data based on image processing methods. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 407–414.
- Goldberg D, Malon C, Bern M (2004) A global approach to automatic solution of jigsaw puzzles. *Computational Geometry*, 28 (2): 165–174.

- Golovinskiy A, Funkhouser T (2009) Min-cut based segmentation of point clouds. In: *IEEE Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*: 39–46.
- Gorbatsevich V, Vizilter Y (2016) Using morphlet-based image representation for object detection. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 859–862.
- Gorte B (2002) Segmentation of TIN-structured laser altimetry points clouds. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(4): 851–856.
- Groß W (2002) *Anforderungen an eine Bestandsdokumentation in der Baudenkmalpflege*. Petersberg: Michael Imhof Verlag.
- Gumhold S, Wang X, MacLeod R (2001) Feature extraction from point clouds. In: *Proceedings of the 10th International Meshing Roundtable, Sandia National Laboratories*: 293–305.
- Haala N, Becker S, Kada M (2007) Cell decomposition for building model generation at different scales. In: *2007 Urban Remote Sensing Joint Event*: 1–6.
- Hackel T, Wegner JD, Schindler K (2016) Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 177–184.
- Han S, Jang J, Kim S, Heo J (2012) Development of a hashing-based data structure for the fast retrieval of 3D terrestrial laser scanned data. *Computers and Geosciences*, 39: 1–10.
- Heath M, Sarkar S, Sanocki T, Bowyer K (1998) Comparison of edge detectors a methodology and initial study. *Computer Vision and Image Understanding*, 69: 38–54.
- Heipke C (2017) *Photogrammetrie und Fernerkundung*. Springer-Verlag Berlin.
- Hellbrügge C (1991) *Konservieren, nicht restaurieren*. PhD thesis, Rheinische Friedrichs-Wilhelm Universität Bonn.
- Hildebrand K, Polthier K, Wardetzky M (2005) Smooth feature lines on surface meshes. In: Desbrun M, Pottmann H (eds) *Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*: 16–24.
- Hmida H, Boochs F, Cruz C, Nicolle C (2012) Knowledge base approach for 3D objects detection in point clouds using 3D processing and specialists knowledge. *International Journal on Advances in Intelligent Systems*, 5 (1,2): 1–14.
- Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, McDonald J, Stuetzle W (1992) Surface reconstruction from unorganized points. *Computer Graphics*, 26(2): 71–78.
- Hoppe S, Breitling S, eds (2016) *Virtual palaces*, volume 2. Heidelberg: University Publishing.
- Hough P (1962) Method and means for recognizing complex patterns. Patent US3069654A.
- Huang H, Brenner C, Sester M (2011) 3D building roof reconstruction from point clouds via generative models. In: Cruz I, Agrawal D, Jensen C, Ofek E, Tanin E (eds) *Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*: 16–24.
- Hubeli A, Gross M (2001) Multiresolution feature extraction for unstructured meshes. In: Ertl T, Joy K, Varshney A (eds) *IEEE Proceedings of the conference on Visualization*: 287–294.
- Hugh D (2012) A new introduction to the London charter. In: Bentkowska-Kafel A, Baker D, Denard H (eds) *Paradata and Transparency in Virtual Heritage*: 57–71.
- ICOM (2004) Ethische Richtlinien für Museen von ICOM. <http://www.icom-deutschland.de>.

- IEEE829 (2008) 829-2008 - IEEE Standard for Software and System Test Documentation. <https://ieeexplore.ieee.org/servlet/opac?punumber=4578271>.
- igotoworld (2018) Saviour Verklärungskathedrale. <https://ua.igotoworld.com>.
- Ivanov J (2019) Elektronische Zeitschrift „Temples of Russia“. Registrierungsurkunde der Massenmedien El N FS777-35747 vom 31.03.2009. <http://www.temples.ru>.
- Jahn P, Wacker, Welich D (2016) Back to the Future. Visualizing the Planning and Building of the Dresden Zwinger from the 18th until the 19th Century. In: *Virtual Palaces*, 2: 267–302.
- Jakovljevic Z, Puzovic R, Pajic M (2015) Recognition of planar segments in point cloud based on wavelet transform. *IEEE transactions on industrial informatics*, 11 (2): 342–352.
- Jefferys W, Berger J (1991) *Sharpening Ockham's razor on a bayesian strop*. Purdue University, Technical report.
- Jeong D, Li Y, Lee H, Lee S, Yang J, Park S, Kim H, Choi Y, Kim J (2018) Efficient 3D volume reconstruction from a point cloud using a phase-field method. *Mathematical Problems in Engineering*, 4: 1–9.
- Kada M, McKinley L (2009) 3d building reconstruction from LIDAR based on a cell decomposition approach. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38(3/W4): 47–52.
- Kada M, Wichmann A (2013) Feature-driven 3D building modeling using planar. *International Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (3/W3): 37–42.
- Kang Z, Yang J, Zhong R (2017) A Bayesian-network-based classification method integrating airborne LIDAR data with optical Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10 (4): 1651–1661.
- Kersten T, Tschirschwitz F, Deggim S, Lindstaedt M (2018) *Virtual Reality for Cultural Heritage Monuments – from 3D Data Recording to Immersive Visualisation*, (pp. 74–83). Heidelberg: Springer Nature.
- Kesler M (2003) *Pravoslavnye hramy i komplekxy (Handbuch für Kirchenbau und -projektion)*. Moskau: MDS.
- Khoshelham K (2004) *Integration of multi-source data for automated building extraction*. PhD thesis, The Hong Kong Polytechnic University.
- Kindt T, Köppe T (2008) *Moderne Interpretationstheorien. Ein Reader*. Göttingen: Vandenhoeck & Ruprecht.
- Kivilcim C, Duran Z (2016) A semi-automated point cloud processing methodology for 3D cultural heritage documentation. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 293–296.
- Knuth DE (1998) *The art of computer programming*, volume 3. Massachusetts: Addison-Wesley, second edition.
- Kobbelt L, Botsch M, Schwanecke U, Seidel H (2001) Feature sensitive surface extraction from volume data. In: *ACM Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*: 57–66.
- Koch K (1997) *Parameterschätzung und Hypothesentests in linearen Modellen*. Bonn: Dümmler.
- Koller D, Friedman N (2009) *Probabilistic graphical models: principles and techniques*. Massachusetts: MIT Press.
- Kulis B, Grauman K (2009) Kernelized locality-sensitive hashing for scalable image search. In: Kanbara M, Kato H (eds) *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*: 2130–2137.

- kulturportal (2019) Russische Orthodoxe Kirche in Wiesbaden. <http://www.kulturportal-russland.de>.
- Lafferty J, McCallum A, Pereira F (2001) Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In: Brodley C, Pohoreckyj-Danyluk A (eds) *Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning*: 282–289.
- Lalonde J, Vandapel N, Hebert M (2007) Efficient Data Structures for On-Line Processing of 3-D Point Clouds. *International Journal of Robotics Research*, 26 (8): 777–796.
- le Duc V (1866) *Restauration*. Paris: B. Bance.
- Lee D, Yamamoto A (1994) Wavelet analysis: theory and applications. *Hewlett-Packard Journal*, 45 (6): 44–54.
- Lee I, Schenk T (2002) Perceptual organization of 3D surface points. In: Kalliany R, Leberl F, Fraundorfer F (eds) *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3/W4): 57–65.
- Lehmann (2019) Wavelets. <https://de.wikipedia.org/wiki/Benutzer:LutzL>.
- Li W, Yang M (2016) Efficient semantic segmentation of man-made scenes using fully-connected conditional random field. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 633–640.
- Liu K, Boehm J, Alis C (2016) Change detection of mobile Lidar data using cloud computing. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 309–313.
- Liu Y, Wang W (2008) *Advances in Geometric Modeling and Processing*, chapter A Revisit to Least Squares Orthogonal Distance Fitting of Parametric Curves and Surfaces, (pp. 384–397). Berlin: Springer.
- Lu X, Yao J, Tu J, Li K, Li L, Liu Y (2016) Pairwise linkage for point cloud segmentation. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 201–208.
- Luca LD, Busayarat C, Stefan C, Veron P, Florenzano M (2011) A semantic-based platform for the digital analysis of architectural heritage. *Computers and Graphics*, 35: 227–241.
- Lupov S (2012) *Zeit-Frequenz-Analyse der interferometrischen Daten von gasdynamischen Prozessen*. PhD thesis.
- Lupov S, Krivosheev V (2011) A modified Wigner-Ville transform to analyze interferometric data of gasdynamic processes. *Vestnik NGGU*, 5 (3): 95–103.
- Maim J, Haegler S, Yersin B, Mueller P, Thalmann D, van Gool L (2007) Populating ancient Pompeii with crowds of virtual romans. In: *VAST: Proceedings of the 8th International conference on Virtual Reality, Archaeology and Intelligent Cultural Heritage*: 109–116.
- Maji P, Ganguly N, Saha S, Roy A, Chaudhuri P (2002) Cellular Automata for Pattern Recognition. In: Bandini S, Chopard B, Tomassini M (eds) *5th International Conference on Cellular Automata for Research and Industry (ACRI)*, 2493: 270–281.
- Maltezos E, Ioannidis C (2016) Automatic extraction of building roof planes from airborne LIDAR data applying an extended 3D randomized Hough Transform. *International Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 209–216.
- Manandhar A, Hoegner L, Stilla U (2016) Palm tree detection using circular autocorrelation of polar shape matrix. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 465–472.
- Marbs A, Boochs F, Hmida H, Truong H (2012) Wissensbasierte Detektion von Objekten in Punktwolken für Anwendungen im Ingenieurbereich (WiDOP).

- marieparhia (2017) Schema architektonischer Bauteile einer russisch-orthodoxen Kirche. <http://mari.eparhia.ru/churches/hram>.
- Marmanis D, Wegner JD, Galliani S, Schindler K, Datcu M, Stilla U (2016) Semantic segmentation of aerial images with an ensemble of CNNs. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 473–480.
- Martin D, Krautzberger M (2010) *Handbuch Denkmalschutz und Denkmalpflege*. München: Verlag C.H. Beck.
- McGlone C, Shufelt J (1994) Projective and object space geometry for monocular building extraction. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*: 54–61.
- Meidow J, Hammer H, Pohl M, Bulatov D (2016) Enhancement of generic models by recognition and enforcement of geometric constraints. *International Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 333–338.
- Meierhold N, Bienert A, Schmich A (2008) Line-based referencing between images and laser scanner data for image-based point cloud interpretation in a CAD-environment. In: *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Informations Sciences*, 37(5): 437–444.
- Meouche R, Rezoug M, Ihab H, Maes D (2013) Automatic reconstruction of 3D building models from terrestrial laserscanner data. *International Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2(4/W1): 7–12.
- Mikhailov K (2008) *Zolotoe kolzo Rossii (Goldener Ring Russlands)*. Moskau: Eksmo.
- Mityushov E, Belyaeva Z (2016) *Geometricheskoe Modelirovanie Prostranstvennykh Konstruktsiy (Geometric modelling of space constructions)*. Lambert Academic Publishing Ekaterinburg, russian edition.
- Moor V (2012) Architectural computer modeling in the study of architectural monuments. In: Rumyantsev M, Borodkin L, Rumyantsev M, Baryshev R (eds) *Virtual reconstruction of historical and cultural heritage in form of scientific research and educational process*: 65–68.
- Morsdorf F, Meier E, Allgower B, Nuesch D (2003) Clustering in airborne laser scanning raw data for segmentation of single trees. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3/W13): 134–141.
- Müller P, Wonka P, Haegler S, Gool LV (2006) Procedural Modeling of Buildings. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 25 (3): 614–623.
- museum (2018) Verlassene orthodoxe Kirchen. <http://www.museum.ru>.
- Myatt D, Torr P, Nasuto S, Bishop J, Craddock R (2002) NAPSAC: High noise, high dimensional robust estimation - it's in the bag. In: Rosin P, Marshall A (eds) *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2002, BMVC*: 1–10.
- Nerdinger W (2010) *Geschichte der Rekonstruktion - Konstruktion der Geschichte*. München: Prestel Verlag.
- Neumann J (1966) *Theory of self-reproducing Automata*. Champaign: University of Illinois Press.
- Nguatem W, Drauschke M, Mayer H (2012) Finding cuboid-based building models in point clouds. In: *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 39(B3): 149–154.
- Nguatem W, Drauschke M, Mayer H (2013) Roof reconstruction from point clouds using importance sampling. In: *International Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2(3/W3): 73–78.

- Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U, Heipke C (2016) Hierarchical higher order CRF for the classification of airborne LIDAR point clouds in urban areas. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 655–662.
- Nikou I (2018) Archaeology of the city of Athens. <http://www.eie.gr/archaeologia>.
- Nizar AA, Filin S, Doytsher Y (2006) Reconstruction of buildings from airborne laserscanning. In: *Proceedings of the ASPRS Annual Conference in Reno*: 106–115.
- Nohlen K (2004) Anastilosis und Entwurf. In: Institut DA (ed) *Istanbuler Mitteilungen*, 54: 35–54.
- Nurunnabi A, Belton D, West G (2012) Robust segmentation for multiple planar surface extraction in laser scanning 3D point cloud data. In: *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*: 1367–1370.
- O'Rourke J (1985) Finding minimal enclosing boxes. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 14 (3): 183–199.
- orthodox world (2019) Saints-Sergius-and-Herman-of-Valaam-Russian-Orthodox-Church.
- Orthuber E, Avbelj J (2015) 3D building reconstruction from LIDAR point clouds by adaptive dual contouring. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (3/W4): 157–164.
- Overby J, Bodum L, Kjems E, Ilsoe PM (2004) Automatic 3D building reconstruction from airborne Laserscanning and cadastral data using hough transform. In: *The International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 35(B3): 296–301.
- Papon J, Abramov A, Schoeler M, Wörgötter F (2013) Voxel Cloud Connectivity Segmentation - Supervoxels for Point Clouds. In: *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*: 2027–2034.
- Pauly M, Keiser R, Gross M (2003) Multi-scale feature extraction on pointsampled surfaces. *Computer Graphics Forum*, 22 (3): 281–289.
- Pearl J (2000) *Causality*. Cambridge University Press.
- Pehlemann W (2018) Russisch-Orthodoxe Kirche der heiligen Elisabeth Wiesbaden.
- Pham M, Alse S, Knoblock C, Szekely P (2016) Semantic labeling: a domain-independent approach. In: Groth P, Simperl E, Gray A, Sabou M, Krötzsch M, Lecue F, Flöck F, Gil Y (eds) *The Semantic Web - ISWC*: 446–462.
- Poux F, Neuville R, Nys G, Billen R (2018) 3D Point Cloud Semantic Modelling: Integrated Framework for Indoor Spaces and Furniture. *Remote Sensing*, 10 (9): 1412–1447.
- pravenc (2018) Mariä-Himmelfahrt-Kathedrale in Wolodymyr-Wolynskij. <http://www.pravenc.ru/text/159136.html>.
- prouglich (2018) Dimitrii-Kirche in Kreml. <http://prouglich.ru>.
- Pu S, Vosselman G (2009) Building Facade Reconstruction by Fusing Terrestrial Laser Points and Images. *Sensors (Basel)*, 9 (6): 4525–4542.
- Quattrini R, Malinverni ES, Clini P, Nespeca R, Orlietti E (2015) From TLS to HBIM. High quality semantically-aware 3D modelling of complex architecture. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(5/W4): 367–374.
- Quattrini R, Pierdicca R, Frontoni E, Barcaglioni R (2016) Virtual reconstruction of lost architectures: from the TLS survey to AR visualization. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 383–390.

- Rabbani T, Heuvel F (2005) Efficient Hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(3/W19): 60–65.
- Rabbani T, van den Heuvel FA, Vosselman G (2006) Segmentation of point clouds using smoothness constraint. In: *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(5): 248–253.
- Richtsfeld A, Morwald T, Prankl J, Zillich M, Vincze M (2014) Learning of perceptual grouping for object segmentation on RGB-D data. *Journal of visual communication and image representation*, 25 (1): 64–73.
- Riveiro B, DeJong M, Conde B (2016) An automatic method for geometric segmentation of Masonry arch bridge for structural engineering purposes. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 719–724.
- Roggero M (2001) Airborne laser scanning: clustering in raw data. In: *The International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34(3/W4): 227–232.
- Roynard X, Deschaud J, Goulette F (2016) Fast and robust segmentation and classification for change detection in urban point clouds. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 693–699.
- Ruiz-Sarmiento J, Galindo C, Gonzalez-Jimenez J (2015) Scene object recognition for mobile robots through Semantic Knowledge and Probabilistic Graphical Models. *Expert Systems with Applications*, 42 (22): 8805–8816.
- Rumyantsev M, Borodkin L, Rumyantsev M, Baryshev R, eds (2012a) *Virtual reconstruction of historical and cultural heritage in form of scientific research and educational process*. Krasnoïarsk: Siverian federal university.
- Rumyantsev M, Smolin A, Baryshev R, Rudov I, Pikov N (2012b) Virtual reconstruction of historical and cultural heritage in the town of Yeniseysk. In: Rumyantsev M, Borodkin L, Rumyantsev M, Baryshev R (eds) *Virtual reconstruction of historical and cultural heritage in form of scientific research and educational process*: 109–135.
- Ruskin J (1849) *The seven lamps of architecture*. London: S. Elder and Co.
- RusKultusministerium (2012) Nationalprogramm Kultur der Russischen Föderation. <http://government.ru/docs/all/81331>.
- RusKultusministerium (2018) Nationalprogramm Kultur der Russischen Föderation. <http://fcpkultura.ru>.
- russianchurch (2018) Verlassene orthodoxe Kirchen. <http://www.russianchurch.ru>.
- Russische Patriarchie (2017) Nachrichten des Kultusrates der Moskauer Patriarchie. <http://www.patriarchia.ru>.
- Russische Staatsduma (2002) Ob Objektah kulturnogo naslediya narodov Rossiiskoi Federazii (über die Objekte des kulturellen Erbes der Völker Russischer Föderation). <http://www.kremlin.ru/acts/bank/18230>.
- Russische Staatsduma (2010) O peredache religiosnim organizaziiam imuschestva religiosnogo naznacheniia, nahodiashegosia v gosudarstvennoi i municipalnoi sobstvennosti (Über die Eigentümübergabe von religiösen Objekten an die religiösen Organisationen). <http://kremlin.ru/events/president/news/9650>.
- Rusu R, Blodow N, Marton Z, Beetz M (2009) Close-range scene segmentation and reconstruction of 3D point cloud maps for mobile manipulation in domestic environments. In: *Proceeding of the International Conference on Intelligent Robots and Systems in St. Louis*: 1–6.
- Rybakov B (1949) Russkie mery dlin XI-XV vekov (Russische Längenmaße der XI-XV Jhs.). *Sowjetskaia etnografiia (Sowjetische Ethnographie)*, 1: 69–71.

- Salcido A (2013) *Cellular automata models for fluids, traffic flow and other physical systems*. INTECH.
- Sampath A, Shan J (2006) Clustering based planar roof extraction from LIDAR data. In: *Proceedings of ASPRS Annual Conference in Reno*: 1–7.
- Sampath A, Shan J (2008) Building roof segmentation reconstruction from Airborne Lidar Data Based on Clustering Analysis. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37(B3a): 279–284.
- Sappa A, Devy M (2001) Fast range image segmentation by an edge detection strategy. In: *IEEE Proceedings Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*: 292–299.
- Schmidt H (1993) *Wiederaufbau (Denkmalpflege an archäologischen Stätten)*, volume 2. Stuttgart: Theiss.
- Schnabel R, Wahl R, Klein R (2007) Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. *Computer Graphics Forum*, 26 (2): 214–226.
- Shevelev I (1973) *Logika arhitekturnoi garmonii (die Logik architektonischer Harmonie)*. Moskau: Stroizdat.
- Sindram M, Machl T, Steuer H, Pultz M, Kolbe T (2016) Voluminator 2.0 - speeding up the approximation of the volume of defective 3D building models. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (2): 29–36.
- Sneath P, Sokal R (1973) *Numerical taxonomy*. San Francisco: W.H. Freeman.
- Srivastava A, Jermyn H (2009) Bayesian classification of shapes hidden in point cloud data. In: n/a (ed) *Digital Signal Processing Workshop and 5th IEEE Signal Processing Education Workshop*: 1–6.
- Stein S, Schoeler M, Papon J, Worgotter F (2014) Object partitioning using local convexity. In: O’Conner L (ed) *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*: 304–311.
- Stenzer A, Woller C, Freitag B (2011) MonArch: digital archives for cultural heritage. In: Taniar D, Pardede E, Nguyen H, Rahayu JW, Khalil I (eds) *ACM Conference: iiWAS - The 13th International Conference on Information Integration and Web-based Applications and Services*: 144–151.
- Steuer H, Machl T, Sindram M, Liebel L, Kolbe T (2015) *Voluminator - approximating the volume of 3d buildings to overcome topological errors*, (pp. 343–362). Lisbon: Springer.
- temples (2018) Kirchen des Russlands. <http://temples.ru>.
- Teschner M, Heidelberger B, Müller M, Pomeranets D, Gross M (2003) Optimized spatial hashing for collision detection of deformable objects. In: Ertl T, Girod B, Greiner G, Niemann H, Seidel HP, Steinbach E, Westermann R (eds) *Proceedings of Vision, Modeling and Visualization*: 47–54.
- Teutsch C, Trostmann E, Berndt D (2011) A parallel point cloud clustering algorithm for subset segmentation and outlier detection. In: Remondino F, Shortis M (eds) *Videometrics, Range Imaging, and Applications XI, 808509*
- Thomas TP (2010) *Virtual pre-operative reconstruction planning for comminuted articular fractures*. PhD thesis, University of Iowa.
- Thomson C, Boehm J (2015) Automatic geometry generation from point clouds for BIM. *Remote Sensing*, 7 (9): 11753–11775.
- Tian Z, Liu L, Fei B (2015) A supervoxel-based segmentation method for prostate MR images. In: Ourselin S, Styner M (eds) *Medical Imaging 2015: Image Processing*: 558–569.
- Tommasi C, Achille C, Fassi F (2016) From point cloud to BIM: a modelling challenge in the cultural heritage field. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B5): 429–436.

- Tovari D, Pfeifer N (2005) Segmentation based robust interpolation—a new approach to laser data filtering. *ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(3/W19): 79–84.
- Trifonov A (2013) Postanovka zadachi optimizacii i chislennie metody ee resheniia (Numerische Methoden der Optimierungsaufgabe).
- Truong H, Hmida B, Boochs F, Habed A, Cruz C, Voisin Y, Nicolle C (2013) Automatic detection and classification of objects in point clouds using multi-stage semantics. *PFG Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*, 3: 221–237.
- Truong QH (2013) *Knowledge-based 3D point clouds processing*. PhD thesis, Universite de Bourgogne.
- Turkov A (2019) Zerstörte orthodoxe Kirchen.
- Tutzauer P, Haala N (2015) Facade reconstruction using geometric and radiometric point cloud information. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(3/W2): 247–252.
- Tuytelaars T, Gool LV, Proesmans M, Moons T (1998) The cascaded Hough transform as an aid in aerial image interpretation. In: Chandran S, Desa U (eds) *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*: 278–289.
- UNESCO (1980) World Heritage List. <http://whc.unesco.org/en/list/30>.
- UNESCO (2012) Goldmedaille für herausragende Leistungen in der Denkmalpflege in Europa. <http://www.denkmal-leipzig.de/Goldmedaille/2012/>.
- Ural S, Shan J (2016) A min-cut based filter for airborne LIDAR data. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 395–401.
- Vanegas C, Aliaga D, Wonka P, Müller P, Waddell P, Watson B (2009) Modelling the appearance and behaviour of urban spaces. *Computer Graphics Forum*, 28 (2): 1–18.
- varlamov (2018) Deutsche Kirche in Jelez. <https://varlamov.ru/3009022.html>.
- Verma V, Kumar R, Hsu S (2006) 3d building detection and modeling from aerial lidar data. In: *Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2: 2213–2220.
- vidania (2017) Nikolai-Peshnonskii Kloster in Lugovoi (Moskauer Gebiet). <http://www.vidania.ru/bookpeshnoshsky.html>.
- Viertl R (2013) *Einführung in die Stochastik: mit Elementen der Bayes-Statistik und Ansätzen für die Analyse unscharfer Daten*. Wien: Springer.
- Vitruvius (2001) *Vitruvius: ten books on architecture*. Cambridge: University Press.
- Vizilter Y (2015) Morphlets: A new class of tree-structured morphological descriptors of image shape. *Computer Optics Journal*, 39 (1): 101–108.
- Vo A, Truong-Hong L, Laefer D, Bertolotto M (2015) Octree-based region growing for point cloud segmentation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104: 88–100.
- Vosselman G (2013) Point cloud segmentation for urban scene classification. In: *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(7/W2): 257–262.
- Vosselman G, B.Gorte, Sithole G, Rabbani T (2004) Recognising structure in laser scanner point clouds. In: *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8/W2): 33–38.

- Wahabzada M, Paulus S, Kersting K, Mahlein A (2015) Automated interpretation of 3D laserscanned point clouds for plant organ segmentation. *BMC Bioinformatics*, 16: 248–259.
- Wang J, Shan J (2009) Segmentation of LIDAR point clouds for building extraction. In: *Proceedings of ASPRS Annual Conference in Baltimore*: 101–112.
- Wang L, Chu H (2008) Graph theoretic segmentation of airborne LIDAR data. In: Szu H, Agee F (eds) *Independent Component Analyses, Wavelets, Unsupervised Nano-Biomimetic Sensors, and Neural Networks VI*: 69–79.
- Wang R (2013) 3D building modeling using images and LIDAR: a review. *International Journal Image Data Fusion*, 4 (4): 273–292.
- Wang W, Pottmann H, Liu Y (2004) *Fitting B-spline curves to point clouds by squared distance minimization*. HKU CS Tech Report TR-2004-11, Technical report.
- Weber C, Hahmann S, Hagen H (2010) Sharp feature detection in point clouds. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications (SMI)*: 1–12.
- Weinkauff T, Günther D (2009) Separatrix persistence: extraction of salient edges on surfaces using topological methods. *Computer Graphics Forum*, 28 (5): 1519–1528.
- Weinmann M, Jutzi B, Mallet C (2014) Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (3): 181–188.
- Weinmann M, Jutzi B, Mallet C, Weinmann M (2017) Geometric features and their relevance for 3D point cloud classification. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4 (1/W1): 157–164.
- Weinshall D, Golbert A (2013) Object detection in multi-view 3D reconstruction using semantic and geometric context. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (3/W3): 97–102.
- Wichmann A, Kada M (2016) Joint simultaneous reconstruction of regularized building superstructures from low-density LIDAR data using ICP. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 371–378.
- Xiong B, Jancosek M, Elberink SO, Vosselman G (2015) Flexible building primitives for 3D building modeling. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101: 275–290.
- Xiong X, Huber D (2010) Using context to create semantic 3D models of indoor environments. In: Labrosse F, Zwiggelaar R, Liu Y, Tiddeman B (eds) *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*: 1–11.
- Xu Y, Hoegner L, Tuttas S, Stilla U (2017) Voxel- and graph-based point cloud segmentation of 3D scenes using perceptual grouping laws. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4 (1/W1): 43–50.
- Yan J, Jiang W, Shan J (2016) A global solution to topological reconstruction of building roof models from airborne LIDAR point clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3 (3): 379–386.
- Yastikli N, Cetin Z (2016) Classification of LIDAR data with point based classification methods. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41(B3): 441–445.
- Zagraevskii S (2015) Voprosy rekonstrukcii pervonachalnogo vida suzdalskogo sobora Rozhdestva Bogorodizy nachala XIII veka (Fragen der Rekonstruktion einer originalen Gestalt der Mariä-Geburt-Kathedrale in Suzdal des XIII. Jahrhunderts). In: Rodina M (ed) *Am Rande des Millenniums. Suzdal in der Geschichte und Kultur Russlands.*: 7–15.

- Zhelohovzeva E (1980) *Geometricheskie strukturi v arkhitekture i iskusstve (Geometrische Strukturen in Architektur und Kunst)*. Moskau: Nauka.
- Zholtoovsky I (1955) *Projekti i zdaniia (Projekte und Gebäude)*. Moskau: Staatlicher Verlag der Fachliteratur für Bauwesen und Architektur.
- Zöllner F (1989) Die Bedeutung von Codex Huygens und Codex Urbinas für die Proportions- und Bewegungsstudien Leonardos da Vinci. *Zeitschrift für Kunstgeschichte*, 52: 334–352.
- Zöllner F (2004) Anthropomorphismus: Das Maß des Menschen in der Architektur von Vitruv bis Le Corbusier. In: Neumaier O (ed) *Ist der Mensch das Maß aller Dinge? Beiträge zur Aktualität des Protagoras*, 4: 307–344.