

Ansätze zur geometrischen und semantischen Modellierung von großen, unstrukturierten 3D-Punktmengen

FRANK BOOCHS, FREDIE KERN, RAINER SCHÜTZE & ANDREAS MARBS, Mainz

Keywords: Terrestrisches Laserscanning, Segmentierung, Semantische Modellierung, Ontologie, Rekonstruktion

Summary: *Approaches for geometrical and semantic modelling of huge unstructured 3D point clouds.* There is an increasing interest to work with terrestrial laser scanner (TLS) for applications in fields like civil engineering, architecture and archaeology surveys. Capturing millions of points from any surface is simply done within a couple of minutes, whereas a subsequent modelling of such unstructured cloud of points is a demanding task needing powerful software tools, allowing a fast processing and easy handling in order to provide an efficient work flow. This survey presents different concepts and approaches for semi and fully automatic algorithms for segmentation and modelling of 3D data. The tasks to be executed, i. e. reconstruction of spheres or extraction of building elements, are simplified in an adopted manner, allowing achieving an automatic processing under practical conditions. The algorithms described in this paper work either on a geometrical base or in combination with knowledge introduced by ontology. Some algorithms are working more data-driven other ones more model-driven. The examples show the extraction of spheres for geo-referencing, the analysis of vertical cross sections from track facilities and the modelling of building elements. The solutions shown can be transferred to other similar applications with slight modification of some input parameters.

Zusammenfassung: Der zunehmende Einsatz des terrestrischen 3D-Laserscannings (TLS) für die Bereiche Bauwesen, Architektur und Archäologie liefert immer umfangreichere TLS-Punktmengen in immer kürzerer Messzeit vor Ort. Auf der Auswerteseite erfordern diese per se unstrukturierten Datenmengen in zunehmendem Maße Softwaremodule, die ebenso eine zügige und bequeme, somit auch effiziente, Verarbeitung erlauben. In diesem Artikel werden verschiedene Konzepte und Ansätze zur Konstruktion von halb- und vollautomatisierten Auswertelgorithmen für 3D-Punktmengen vorgestellt. Dabei werden die zu bewältigenden Aufgabenstellungen, wie z. B. Kugel- und Gebäuderekonstruktion, auf spezielle exakt formulierte Detailprobleme begrenzt, sodass das Ziel eines automatisierten Auswertungsprozesses auch in der Praxis erreicht wird. Die Algorithmen arbeiten entweder auf rein geometrischer Basis oder unter Zuhilfenahme von Vorwissen in Form einer Ontologie. Die Verarbeitungsprozesse sind sowohl daten- als auch modellgetrieben. Die Anwendungsbeispiele beschäftigen sich u. a. mit der Passkugelextraktion, der Querprofilableitung bei Schienenverkehrsanlagen und der Modellierung von Gebäudeinnerräumen. Teilweise lassen sich die dargestellten Lösungen durch einfache Variation der Eingangsparameter auf vergleichbare Anwendungsbereiche übertragen.

1 Einleitung

Der zunehmende Einsatz von 3D-Laserscanning für die Bereiche Bauwesen, Architektur und Archäologie erfordert entsprechende Software zur zügigen und bequemen Verarbeitung der umfangreichen Scan-Punktmengen. Die Auswertung von Laserscans ist dabei

um ein Vielfaches komplexer und zeitintensiver als das Scanning selbst, weil etablierte Software überwiegend interaktiv ausgelegt ist und bestenfalls bestimmte mathematische Methoden zum Auffinden und Modellieren einfacher Regelgeometrien benutzt. Die wenigen Werkzeuge zur automatisierten Segmentierung und Modellierung beschränken sich auf eine Zerlegung der Punktwolken anhand

von Koordinatenintervallen, z. B. durch sogenannte Schnitte, oder Wertebereiche der erfassten Remission je Messpunkt sowie andere einfache Abfragen an die Datenbasis, wie z. B. das Setzen einer maximalen Messentfernung.

Einen krümmungsbasierten Ansatz zur Segmentierung von Ebenen und Flächen 2. Ordnung (Quadriken) wurde von (BECKER 2005) vorgestellt. Zur Partionierung der Punktwolke wählt er das Verfahren der sequentiellen Aggregation im Ortsraum. Homogene Bereiche innerhalb einer lokalen Umgebung, die durch die Topologie einer 3D-Delaunay-Triangulation realisiert wird, werden dabei durch differentialgeometrische Krümmungsmaße festgelegt. Die resultierenden Segmente werden anschließend durch idealgeometrische Flächenfunktionen robust approximiert. Danach werden sukzessiv benachbarte Segmente zu gemeinsamen Bereichen zusammengefasst. Das Verfahren wurde für Rohrleitungssysteme im Anlagenbau realisiert.

Einen etwas anderen Weg gehen (PU & VOSSELMAN 2006, 2007). Für die automatische Extraktion von Gebäudemerkmalen aus TLS-Daten erfolgt in den Punktwolken zunächst eine Segmentierung mittels herkömmlichen Region-Grow-Algorithmen. Anschließend erfolgt jedoch im Gegensatz zu den bisher diskutierten Verfahren eine automatische Erkennung von Objektteilen basierend auf menschlichem Wissen über Gebäudemerkmale. Zu diesem Zweck werden vorher sogenannte „Feature constraints“ (Merkmalsbedingungen) definiert. Dazu gehören Bedingungen über die Größe, die Position, die Richtung oder die Topologie von Objekten. So sind beispielsweise Wände üblicherweise vertikal, Fenster und Türen haben eine bestimmte Größe und befinden sich innerhalb der Wände, Dächer schneiden sich mit Wänden aber nicht mit dem Boden, und so weiter. Alle Bedingungen wurden in einer einfachen Programmiersprache implementiert und anschließend auf die segmentierte Punktwolke angewandt.

Eine noch konsequentere Einbindung von objektbezogenem Vorwissen schlagen (CRUZ & BOOCHS 2007) vor. Ihr Ansatz zielt auf die Einbindung eines semantischen Modelles des kompletten Objektes ab, aus dem das geometrische und topologische Zusammenspiel aller

zu erkennenden Objektteile hervorgeht und mit dem eine maximale Steuerung des Auswerteprozesses erreicht wird.

2 Teilaspekte der Auswertung und Modellierung

Ein vollständiger Auswerteprozess von TLS-Daten beinhaltet u. a. das Filtern zur Verminde rung des Messrauschens, das Löschen unnötiger, unerwünschter oder ausreißer behafteter Bereiche und die sukzessive Auswahl von homogenen Bereichen (Cluster), aus denen eine Oberflächengeometrie modelliert wird, sowie das Ableiten eines konsistenten Gesamtmodells und dessen Export in ein Standard-Austauschformat. An ein operables Auswertesystem werden daher unter anderem folgende Anforderungen gestellt (KERN 2003):

- große Datenmengen (Punktwolken) müssen verarbeitet werden können,
- wesentliche, die Objektgeometrie eindeutig beschreibende Informationen, sind von unnützen zu trennen,
- nach der Auswertung sollte ein vektorielles Geometriemodell vorliegen (2D oder 3D).

Der Auswerteprozess kann somit in folgende Teilaspekte zerlegt werden, die sich in jeder der oben zitierten Arbeiten, sowie generell bei der Verarbeitung von unstrukturierten Messdaten, mehr oder minder fein ausdifferenziert wieder erkennen lassen. Zum einen sind Aufgaben der **Segmentierung** zu lösen. Unter Segmentierung verstehen die Autoren die Bestimmung von benachbarten und zusammenhängenden Punktwolkenbereichen anhand von festen Merkmalen und eines Ähnlichkeitsmaßes. Andererseits liegen **Modellierungsaufgaben** vor. Allgemein kann unter Modellierung die Überführung des Segmentierungsergebnisses in eine andere Darstellungsform (Modell) höherer Abstraktionsstufe verstanden werden. Unterschiede bestehen zwischen der **geometrischen Modellierung**, die einen Modellübergang auf rein geometrischer Basis vollzieht, und der **semantischen Modellierung**, die einen Übergang von einem geometrischen oder semantischen zu einem anderen semantischen Modell leistet.

Die gewählte Annäherungsrichtung kann bei jedem Prozessschritt dabei zwischen **daten-** (bottom-up) oder **modellgetrieben** (top-down) gewählt werden, aber auch einer gemischten Strategie folgen (hypothesis-and-test). Algorithmen zur Segmentierung und Modellierung können zudem für die direkte Bearbeitung im kartesischen 3D-Raum entworfen werden oder in einem abgeleiteten, mitunter synthetischen, Parameterraum geringerer Dimension ausgeführt werden. Beispiele für solche Räume, **Projektionen** genannt, sind Distanzbilder, Zellzerlegungen, Histogramme sowie 2,5D-Dreiecksvermaschungen, Profile et cetera. Je nachdem für welche Projektion man sich entscheidet, lassen sich dann Segmentierungen und Modellierungen mit bekannten Algorithmen anderer Disziplinen, insbesondere der digitalen Bildverarbeitung, anwenden. Welche Vorteile und Möglichkeiten sich daraus für die Analyse großer Punktwolken ergeben, wird im Folgenden an fünf Ansätzen aufgezeigt. Welche Vereinfachungen sich z. B. für die Gebäudemodellierung durch konsequente Nutzung von Vorwissen ergeben, wird abschließend an einem Ansatz zur semantischen Modellierung dargelegt.

3 Segmentierung

3.1 Bildverarbeitungsgestützte Segmentierung von Kugeln

Als Ansatz für eine rein datengetriebene Segmentierung mittels Bildverarbeitung soll das

Problem der automatischen Passkugelfindung in Punktwolken dargestellt werden.

Ausgangspunkt ist eine einzelne Punktwolke (siehe Abb. 1 links), die als Distanzbild aufbereitet wird (siehe Abb. 1 rechts). Hierbei werden die Messentfernungen, die beim terrestrischen Laserscanning üblicherweise einen reellwertigen Wertebereich von 0 bis etwa 200 m annehmen können, auf die 256 Stufen eines Grauwertbildes quantisiert (kürzere Strecken erscheinen dann heller als lange) und einer linearen Streckung mit der n -fachen Standardabweichung zur Kontraststeigerung unterzogen. Im Distanzbild zeigen sich nun Kugeln als lokales Grauwertgebirge, dessen lokales Maximum mit der Blickrichtung des Scanners zum Kugelzentrum übereinstimmt. Zur Kugeldetektion ist also das Distanzbild lediglich auf lokale Maxima zu durchsuchen. Anhand der Bildpyramide des Distanzbildes kann dabei der Suchraum sukzessive eingeschränkt werden. Die Zentren der detektierten lokalen Maxima werden über die Center-of-Gravity-Berechnung abschließend subpixelgenau bestimmt. Nach der Umrechnung der Zentren vom Bildraum in den kartesischen Raum der Punktwolke dienen diese in Zusammenhang mit den vorhandenen Sollradien als Näherungswerte zur Segmentierung der Passkugel-Punktmengen.

Ein Anwendungsbeispiel ist in Abb. 1 zu sehen, die eine Testpunktwolke als Remissionsbild und das Detektionsergebnis zeigt. Die Testpunktwolke enthält u. a. acht Passkugeln mit einem Radius von 38,1 mm; aufgenommen mit einer mittleren Messentfernung von 2,5 m. Das daraus abgeleitete Distanzbild weist vor allem Grauwertsprünge an den Passkugelpo-

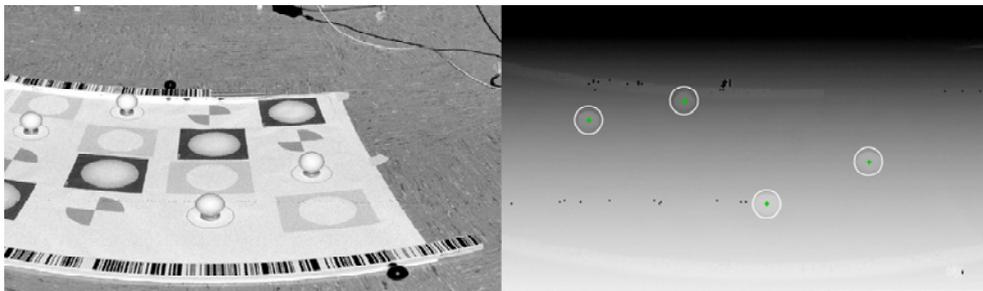


Abb. 1: Links: Remissionsbild einer Testpunktwolke (Ausschnitt). Rechts: Ergebnis der bildverarbeitungsgestützten Segmentierung zur Passkugeldetektion (Kreuze) angewandt auf das Distanzbild der Testpunktwolke (Ausschnitt).

sitionen auf. Die Kugeln heben sich deutlich von der ebenen Grundfläche ab. Für dieses als ideal anzusehende TestszENARIO erweist sich der Algorithmus als überaus nützlich, da er sehr schnell und zuverlässig arbeitet. Er wird fast ausschließlich im Zusammenhang mit TLS-Prüfmessungen im Labor eingesetzt. Sind keine Idealbedingungen vorhanden, so ist der in Abschnitt 4.1 beschriebene Algorithmus diesem hinsichtlich Ergebnisqualität, insb. Robustheit, deutlich überlegen. Dies liegt u. a. auch darin begründet, dass dieser ohne verlustbehaftete 8-Bit-Quantisierung der Streckeninformationen auskommt.

3.2 Geometrische Segmentierung von Konturen und Profilen

Die Verwendung polarer Beschreibungsgeometrien von Punktwolken kann zur stabilen Detektion eingesetzt werden, wie sich am Beispiel der Engstellenvermessung der Bahn AG aufzeigen lässt.

Die Bahn AG setzt zur Erkennung und Vermessung von Engstellen entlang von Gleistrassen einen mit mehreren Laserscannern ausgestatteten Lichttraummesszug ein. Auf Grundlage der Messdaten werden Fahrwegsimulationen durchgeführt, um mögliche Kollisions- und Konfliktsituationen feststellen zu können.

Da bei einer Tagesleistung von 500 km Gleistrasse eine Punktwolke entsteht, die etwa 250 GByte umfasst, ist es erforderlich, die Punktwolke auf die Engstellenbereiche (Querprofile) einzugrenzen (WIRTH 2008). Die Punktwolke einer Gleistrasse wird hierzu interaktiv hinsichtlich möglicher Engstellen untersucht und vorsegmentiert. Der Auswerter bearbeitet Abschnitt für Abschnitt, selektiert visuell mögliche Engstellenbereiche und stößt dann die automatische Engstellenextraktion an.

Als Engstellenkontur wird dabei das Profil quer zur Gleisrichtung betrachtet und als Linienzug aus der Punktwolke heraus modelliert. Dabei sind einerseits ins Gleis hineinragende konkave Gebiete der Kontur zu erhalten und andererseits isolierte Einzelpunkte innerhalb der geschlossenen Kontur als Ausreißer zu eliminieren. Die entwickelte Engstellenextraktion projiziert hierzu die 3D-Punktwolke auf die Ebene quer zur Fahrrichtung (Trajektorie). In dieser Querprofilebene (siehe Abb. 2a) werden die Winkel γ und Entfernungen s der Einzelpunkte zum angegebenen Scannerstandpunkt sp berechnet. Die ermittelten Winkel und Strecken werden sodann aufsteigend nach γ sortiert. Über einen Schwellwert, der den maximalen Punktabstand als Fächerweite ξ

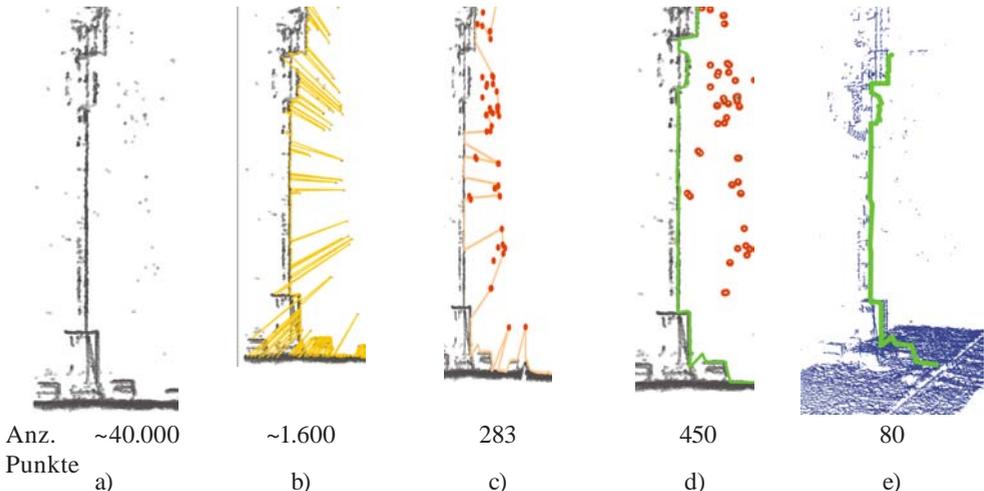


Abb. 2: a) Auf die Querprofilebene projizierte Punktmenge. b) Grobe Kontur bestimmt über die sortierten Winkel γ . c) Verfeinerte Kontur mit detektierten Ausreißern (rote Kreise). d) Kontur ohne Ausreißer. e) Endgültige Engstellenkontur (grün) nach Ausdünnung (Douglas-Peucker-Algorithmus) in 3D-Ansicht.

definiert, werden Winkelbündel zusammengefasst und deren kürzeste Strecke verwendet. Die sortierten Winkel und die zugehörigen Strecken definieren die Nachbarschaftsbeziehung der Punkte und beschreiben die erste grobe Kontur (siehe Abb. 2b).

Diese Kontur wird weiter generalisiert. Für die Generalisierung werden jene Punkte verwendet, bei denen die Entfernung d zwischen Punkt p_i und nachfolgenden Punkten $\{p_{i+1} \dots p_n\}$ minimal wird. Die mit diesem Verfahren eliminierten Punkte werden gesondert betrachtet und diejenigen, welche in den Innenbereich ragen, bleiben in der Kontur erhalten (siehe Abb. 2c).

Mögliche Ausreißer kann der Nutzer halbautomatisch herausfiltern. Um einzuschätzen, ob es sich bei den Punkten um Ausreißer handelt, gleicht der Bearbeiter diesen Bereich mit den Daten des Videomesssystems ab. Durch Definition der Mindestanzahl von Punkten pro Fläche, bei der Punkte noch als Ausreißer angesehen werden, werden diese in der örtlichen Nachbarschaft detektiert und aus der Kontur eliminiert (siehe Abb. 2d). Die Engstellenkontur wird zum Schluss mittels Douglas-Peucker-Algorithmus ausgedünnt (siehe Abb. 2e).

Der hier vorgestellte Algorithmus benötigt kein exaktes geometrisches Modell des Objektes und nutzt das Vorwissen über die primäre (vertikale) Ausrichtung der Engstellenkontur aus. Die Anzahl, die für die Beschreibung der Engstelle erforderlichen Punkte, wird im Vergleich zur originären Punktwolke sehr stark reduziert. Sofern es gelingt, vorhandenes Planwerk (GIS) mit den erfassten TLS-Daten zu verschneiden, könnten Veränderungen in der Örtlichkeit gegenüber dem Planzustand automatisch erkannt werden. Dies würde den bislang erforderlichen Aufwand der manuellen Vorauswahl auf ein Minimum reduzieren.

3.3 Einsatz von Histogrammen bei der Segmentierung

Ein anderer Ansatz der Segmentierung basiert auf der Analyse der Punktdichte einer in Raster unterteilten Punktwolke. Bei richtiger Zusammenfassung der Einzelpunkte müssen

sich dann die gesuchten Objektelemente in mehrfach belegten Rasterzellen abzeichnen. SCHELLER & SCHNEIDER (2006) gliedern hierzu den Objektraum in rasterförmige Punktcluster und stellen über die Nachbarschaftsbeziehungen der Cluster Objektzusammenhänge her.

(BIENERT et al. 2007) und (BIENERT & SCHELLER 2008) nutzen den Ansatz der Clusterbildung als Mittel zur Vorsegmentierung für einen scheibenförmigen Ausschnitt einer Punktwolke, um Bäume zu segmentieren. Hierbei nehmen sie an, dass die Bäume in Richtung einer Koordinatenachse ragen. Die gefundenen Punktcluster werden in die XY -Richtung projiziert und durch eine Kreisgleichung wird überprüft, ob es sich bei dem Segment um einen Baum handelt.

Dieser Segmentierungsansatz kann auch bei der Extraktion von langgestreckten Bauwerken oder Objekten angewandt werden. Beispielhaft seien hier Gebäude, Hauswände oder Gleise genannt. Voraussetzung für eine sichere Extraktion ist das Vorwissen über die Ausrichtung des Objektes bezüglich der Koordinatenachsen und somit die Kenntnis über eine geeignete Rotation des Objektes zur Achsausrichtung. So wäre eine Bedingung, dass die Längenausdehnung von Eisenbahngleisen in der X -Achse liegt. Im Folgenden wird das Beispiel des Gleises weiter behandelt.

Zur Segmentierung wird die Punktwolke auf eine Ebene projiziert, die senkrecht zur Längsachse des Objektes steht. Im Beispiel des Gleises ist das die YZ -Ebene (Querprofilebene). Diese Fläche wird in ein Raster mit gleichgroßen Zellen unterteilt. Die Größe der quadratischen Zelle dx, dy des Rasters wird so gewählt, dass das zu segmentierende Objekt mindestens in zwei Zellen fällt. Der Algorithmus zählt nun die Anzahl der Punkte, die in den Zellen liegen. Dabei entsteht eine 2D-Histogramm-Matrix, deren Koordinatenachsen denen des Rasters entsprechen und die Wertigkeit steht für die Häufigkeit der Punkte pro Zelle. Die Histogramm-Matrix kann durch Normierung mittels des Maximalzählwertes in ein Grauwertbild umgewandelt werden und dann mit Operationen der Bildverarbeitung weiter analysiert werden.

In Abb. 3 ist die Extraktion zweier Gleisköpfe auf der Basis der Histogramm-Segmen-

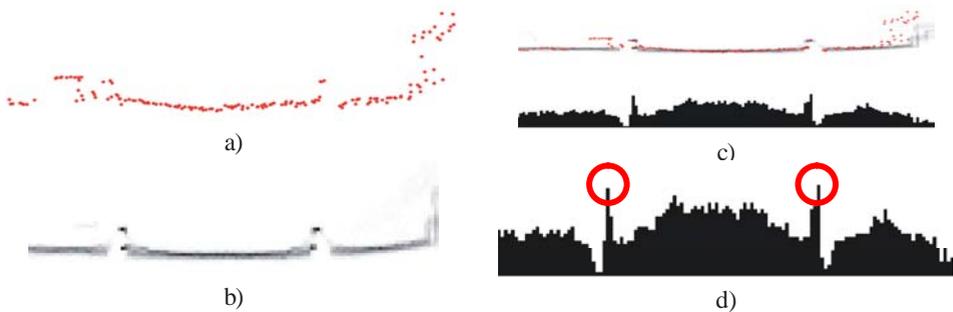


Abb. 3: a) Punkte eines Querprofils über einem Gleiskörper. b) Summenbild über mehrere (hier 77) Querprofile mit 2,5 cm Raster. c) Überlagerung des Querprofils mit seinem Summenbild. d) Summenbild als Histogramm; Gleisköpfe sind mit einem Kreis markiert.

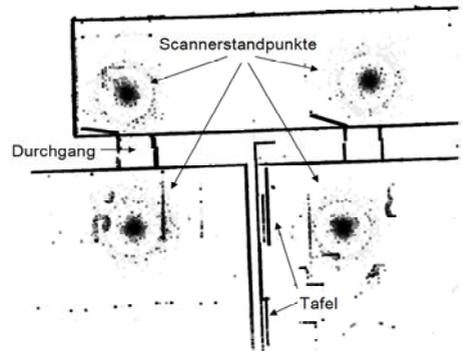
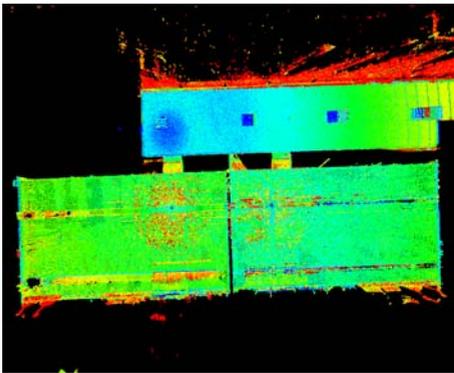


Abb. 4: Links: Georeferenzierte Punktwolke einer Innenraumsituation. Rechts: Wandsegmentierung im Histogrammbild.

tiertung dargestellt. Erst durch die Histogramm-Segmentierung mit nachgeschalteter Bildverarbeitung unter Verwendung einer Histogrammanalyse ist es möglich, den Bereich des Gleises zu ermitteln (siehe Abb. 3c u. 3d). Hingegen kann die Extraktion des Bahngleises aus einem einzelnen Scanning-Profil (siehe Abb. 3a) nicht geleistet werden. Die geringe Punktdichte des einzelnen Querprofils lässt keinen Aufschluss über die Lage der Gleisköpfe zu.

Ein anderer Anwendungsbereich liegt in der Segmentierung von Gebäudewänden in Punktwolken. Ziel dabei ist es, die Regionen, in denen Wände zu finden sind von dem Rest der Punktwolke zu trennen (siehe Abb. 4). Die so vorselektierten Regionen werden mittels einer Linienextraktion segmentiert, vom Bildraum in den kartesischen Raum überführt und dienen als Grundlage für mögliche Modellierungsaufgaben, wie z. B. der Ebenenextraktion.

4 Modellierung

4.1 Geometrische Modellierung für die Passkugelbestimmung

Die Schwäche der oben beschriebenen bildverarbeitungsgestützten Kugelsegmentierung (siehe Abschnitt 3.1) liegt in der mangelnden Ausnutzung der bei Kugeln ableitbaren geometrischen Merkmale. Benutzt man nur die Clustereigenschaft im Distanzbild, so geht mit wachsendem Abstand zur Kugel die Eindeutigkeit verloren, da zunehmend andere Elemente im Objektraum vergleichbar in der Punktwolke erscheinen. Das lässt sich verhindern, wenn die Kugelform als solches auch mit einbezogen wird, und führt auf einen Ansatz zur simultanen geometrischen Modellierung von Passkugeln unterschiedlicher Größe.

In einer polar erfassten Punktwolke gilt es dabei sämtliche Regionen zu finden, die zu ei-

ner Kugeloberfläche mit vorgegebenem Maximalradius gehören. Dazu reicht die Analyse rein geometrischer Größen aus, die aus den benachbarten Einzelpunkten abgeleitet werden. Dieser pragmatische Ansatz ist eine Erweiterung des in (KERN 2003) vorgestellten Algorithmus, der lediglich für Kugeln mit fest vorgegebenem Radius vorgesehen ist.

Durch die besondere polare Aufnahmesituation ergibt sich eine 2,5D-Struktur der Punktwolke, die ausgenutzt werden kann, um flächenbasiert vorzugehen (KERN 2003). Werden die dreidimensionalen kartesischen Koordinaten in Polarkoordinaten α ; β und D umgerechnet, können die Raumstrecken D bezüglich der Aufnahmerichtung α und β in ein rechtwinkliges 2D-Koordinatensystem aufgetragen werden. Die so umstrukturierte Punktwolke kann mit einer herkömmlichen 2D-Delaunay-Triangulation in ein lochfreies 3D-Dreiecksnetz überführt werden. Dieses bildet mit seinen Dreieckseiten die Basis für Nachbarschaftsbeziehungen zwischen den Einzelpunkten der Punktwolke. Im nächsten Schritt wird für jedes Dreieck aus seinen Eckpunkten und denen der benachbarten Dreiecke der n -ten Ordnung eine Kugel (Mittelpunkt und Radius) approximiert (siehe Abb. 5), wobei eine gewisse Robustheit gegenüber Ausreißern über den Einsatz des Data-Snoopings erzielt wird. Über den geschätzten Kugelmittelpunkt

und Kugelradius als vektorielles Merkmal werden anschließend die Dreiecksnachbarschaften zu Segmenten im Sinne eines Bereichswachstums aggregiert. Oberflächenabschnitte, die zu ein und derselben Kugel gehören, erzeugen so im vierwertigen Parameterraum ein Cluster (siehe Abb. 5, links). Am Ende steht eine Liste von Kugelsegmenten aus der diejenigen als Resultat herausgegriffen werden, die über eine Mindestanzahl an Stützpunkten verfügen, deren Kugelapproximation eine ausreichende Güte (Standardabweichung der Gewichtseinheit) besitzt und deren Kugelradien einen Maximalradius nicht überschreiten.

Die skizzierte Kugelsegmentierung wurde für die automatisierte TLS-Prüfung am i3mainz implementiert, um die aufwändigen Auswertearbeiten zu beschleunigen und um die Unabhängigkeit der Ergebnisse von subjektiven Punktmengenselektionen des Auswerters garantieren zu können (KERN 2008). Im praktischen Einsatz zeigte sich eine gegenüber der Methode aus Abschnitt 3.1 wesentlich bessere Unempfindlichkeit gegenüber großen Variationen in der Ortsauflösung innerhalb der Punktwolke, geringen „Kontrasten“ zwischen Kugelvordergrund- und Hintergrundsituation und dem Messrauschen. Einzige derzeit noch lange Ausführungszeit bei Punktwolken von mehreren Millionen Punk-

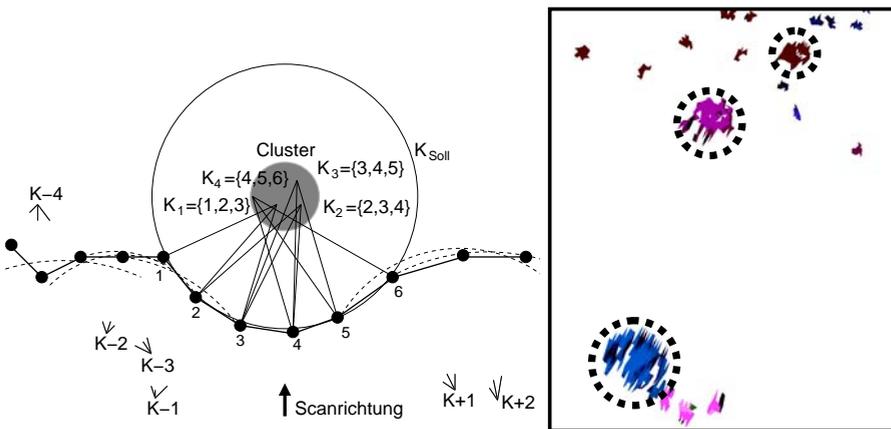


Abb. 5: Links: Prinzipskizze zur Kugelmodellierung. Rechts: Segmentierungsergebnis für die Punktwolke aus Abb. 1 in 3D-Darstellung (Ausschnitt) – markiert sind jene Segmente, die anhand ihrer Punktanzahl und Approximationsgüte letztendlich ausgewählt wurden und abschließend zweifelsfrei als Kugel modellierbar sind.

ten muss vor einem allgemeinen Einsatz des Algorithmus zur pauschalen Kugelsegmentierung noch verbessert werden.

4.2 Modellierung mit semantischer Unterstützung

Oben geschilderte Ansätze zur Segmentierung und Modellierung nutzen im Wesentlichen allein die Daten selbst, bzw. bringen ihr Gruppen- und Geometrieverhalten ins Spiel. Dabei lassen sich, wie die gezeigten Anwendungen dokumentieren, durchaus Erfolge erzielen, die zur Vereinfachung weiterer Verarbeitungsschritte und Verringerung evtl. noch erforderlicher Eingriffe durch den Anwender beitragen. Für die Erkennung von hoch komplexen Objekten sind diese Methoden allerdings weniger gut geeignet, weil mit wachsender Komplexität des Datenmaterials die Mehrdeutigkeiten in Bezug auf seine Bewertung zunehmen und die Grundlage für eindeutige Entscheidungen verloren geht.

Diese Problematik lässt sich nur durch weitergehende Zusatzinformationen umgehen, die der Algorithmik einen Rahmen geben mit dem die Bewertungsvielfalt eingeschränkt und damit die Entscheidungsgrundlage robuster wird. Als Zusatzinformationen kommen im Prinzip alle denkbaren Kenntnisse zum prinzipiellen Aufbau des Objektes in Frage. Das könnte beispielsweise Vorwissen sein, das aus Bestands- oder Planungsdaten abgeleitet wurde und in generalisierter und auf zwei Dimensionen reduzierten Form Objekte dokumentiert oder es sind verallgemeinerte Angaben, die sich aus Kategorien ergeben können (Räume setzen sich aus n Wänden zusammen, die wiederum Türen und Fenster enthalten). Der Ursprung des Vorwissens kann beliebig sein, entscheidend ist seine Formalisierung und die Verbindung mit verwertbaren Merkmalen des Datenbestandes, damit es zur Unterstützung der Punktwolkenverarbeitung taugt. Je nach dem Grad der Verallgemeinerung wären denkbar:

- Parametrisches Konzept

In diesem Fall beschränkt sich die Aussage allein auf geometrische Größen, von denen eine oder mehrere zu schätzen wären (Form gegeben: Zylinder, Parameter zu bestimm-

men: Höhe, Durchmesser). Die Konzeptdefinition ist hierbei nicht mit größerem Aufwand verbunden und enthält nur minimale Semantik, weshalb dieses Vorgehen oft auch den rein datengetriebenen Ansätzen zugeordnet wird. Die mögliche Unterstützung des Analyseprozesses bleibt aber sehr eingeschränkt.

- Generisches Konzept

Im Sinne einer Objektorientierung könnte man dies auch als Definition einer Basis-Klasse verstehen, mit der die wichtigsten allgemeinen Charakteristiken eines Objekttyps festgelegt sind. Hierin kommen neben geometrischen Merkmalen auch Beziehungen und weitere kennzeichnende Eigenschaften (Symmetrie, Bedingungen, ...) zum Tragen. Die Zahl der verwertbaren Kriterien ist hier wesentlich höher, die Anwendbarkeit kann aber durch die verallgemeinernde Charakteristik etwas eingeschränkt werden (z. B. allgemeines Raummodell mit vier Wänden, angewandt auf einen Datensatz, der auch einen Erker enthält).

- Spezifisches Konzept

Auf diesem Weg käme das Konzept dem zu erkennenden Objekt am nächsten und man hätte es im Sinne der Objektorientierung mit einem Instanzgebilde aus einer oder mehreren Klassen zu tun. Der Aufwand für die Definition wäre natürlich am größten, der potenzielle Nutzen für die Analyse aber auch (Gebäude mit n Etagen, jede Etage zusammengesetzt aus m Räumen ggf. unterschiedlicher Prägung, der einzelne Raum bestehend aus ...) (siehe Abb. 6).

Das im Sinne obiger Konzepte formalisierte Wissen muss für die Punktwolkenverarbeitung nutzbar gemacht werden. Dazu muss aus dem Konzept ein konkretes Modell für das gesuchte Objekt gebildet und mit Werten gefüllt werden. Außerdem bedarf es einer Verbindung zwischen einzelnen Bestandteilen des Modells, ihren Ausprägungen im Datenmaterial und den zur Erkennung anzuwendenden algorithmischen Werkzeugen. Ist z. B. der Ort eines Objektes gesucht, so könnte im aller einfachsten Fall die Ermittlung des Schwerpunk-

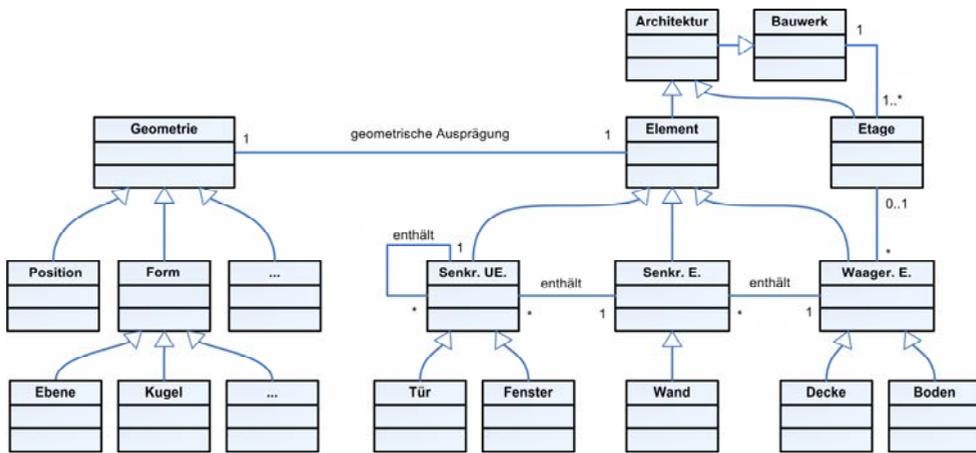


Abb. 6: Beispiel für die Modellierung von Bauwerkbestandteilen in der objektorientierten Beschreibungssprache OWL.

tes einer Gruppe von Punkten ausreichen. Hierfür bedarf es auf algorithmischer Seite dann lediglich eines Operators zur Abgrenzung der Punktgruppe und eines Schwerpunktoperators. Wird der Ort komplexer beschrieben (z.B. durch ein Grundrisspolygon) sind die Abläufe zwangsläufig umfangreicher. Im Prinzip ist das grundsätzliche Vorgehen wie in Abb. 7 dargestellt zu verstehen.

Der gesamte Prozess besteht also aus einem sukzessiven Durcharbeiten des Datenbestandes, mit dem Ziel, die zu den im Modell enthaltenen Elementen die Entsprechungen in der Punktwolke wiederzufinden. Damit gibt die Semantik zum Objekt der Algorithmik einen übergeordneten Rahmen, der die mathematische Prozessierung sowie die Entscheidungsabläufe kontrolliert und die Verarbeitung robuster ablaufen lässt. Mit den extrahierten Elementen wird das gesamte Objekt schrittweise aufgebaut, wobei die Geometrie der gefundenen Teile zu seiner Verbesserung herangezogen wird und auf diese Weise wieder in den weiteren Analyseprozess zurückfließt.

Ursprung und Komplexität der Objektinformationen können sich stark unterscheiden. Ein simples Modell ließe sich beispielsweise aus einem stark vereinfachenden Konstruktionsprozess heraus ableiten, aber auch vorgeschaltete Segmentierungen (z. B. Gebäudegrundriss s.o.) wären verwertbar. Je umfangreicher die parametrisierbaren Informationen und je eindeutiger der Zusammenhang zum Verhal-

ten der Daten umso weiter kann eine Objekterkennung gestützt werden.

An einem kleinen Beispiel kann das Vorgehen verdeutlicht werden. Dabei besteht die Aufgabe in der Extraktion aller Bestandteile eines Raumes aus einer Punktwolke. Eine Fragestellung, die sich im Zusammenhang mit der Überprüfung der Errichtung eines Bauwerks stellen kann, wenn die exakte Geometrie aller Gebäudeelemente den Planungsdaten gegenüberzustellen ist. Die Aufgabe der Extraktion aller Elemente des Gebäudes ist dann nur eine Erweiterung der Detektionsaufgabe in einem einzelnen Raum. Auf Seiten der Daten liegt dann eine entsprechende Punktwolke vor, die den Raum komplett erfasst (siehe Abb. 4). Auf der anderen Seite liegt das über das Regelwerk in das Konzept übertragene Wissen vor, das die zu erkennenden Bestandteile des Raumes abbildet (siehe Abb. 6).

Die einfachste Variante wäre ein Boxmodell aus vier Wänden und je einem Boden und einer Decke. Weitergehende Beschreibungen könnten zusätzliche Dinge wie Türen und Fenster enthalten. Diese Bestandteile sind mit ihren wichtigsten Merkmalen in einem Modell abzulegen. Als Hilfsmittel können dafür Werkzeuge der objektorientierten Informationsverarbeitung dienen, z. B. OWL als objektorientierte Beschreibungssprache für Ontologien. Abb. 6 veranschaulicht grafisch eine beispielhafte Elementhierarchie eines Raumes. In dieser Hierarchie stecken nun die ver-

wertbaren Informationen für die Bearbeitung der Punktwolke. Dazu zählen z. B. Angaben zur Geometrie und Topologie (Element wird durch eine Ebene beschrieben, Element ist Nachbar von, Element befindet sich an Näherungsposition XYZ , ...). Anhand dieser Information wird der Extraktionsprozess gesteuert, indem zunächst noch interaktiv ein Startelement zu identifizieren ist, von dort aus die Prozessierung startet und sich dann propagierend durch den Raum fortpflanzt.

Nach Initialisierung des Vorgangs durch die Auswahl des ersten Elementes in der

Punktwolke wird durch Bereichsauswahl eine Teilpunktwolke definiert in der das zu suchende Element liegen muss. Anhand der im Modell abgelegten Information, dass es sich um ein ebenes Objekt handeln muss, wird eine entsprechende mathematische Verarbeitung (siehe Abb. 7) angewandt. Diese muss ausreichend robust sein, um auch eine evtl. größere Anzahl von falschen Punkten als solche detektieren zu können, da die Vorselektion ggf. mit größeren Unsicherheiten behaftet sein kann. Aus diesem Grund ist in der konkreten Umsetzung ein RANSAC-Algorithmus im-

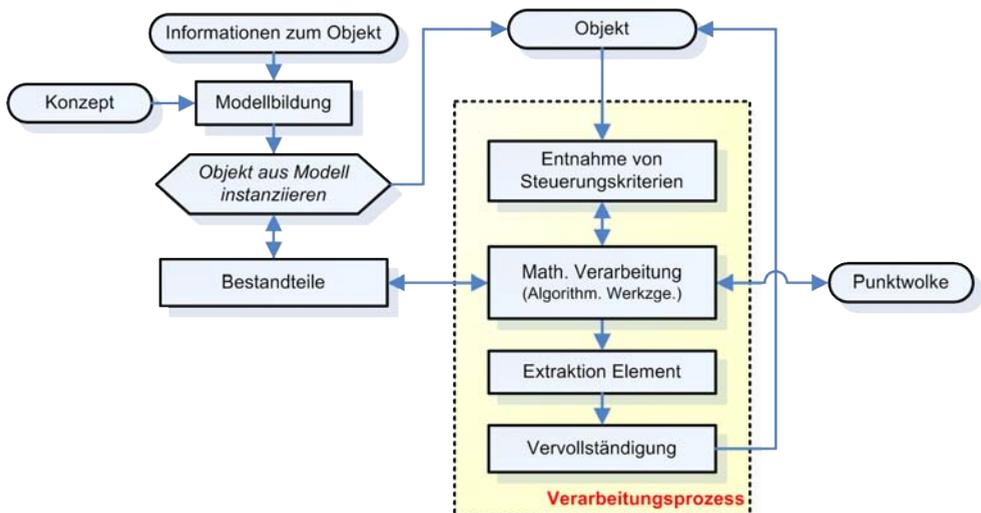


Abb. 7: Schema zum grundsätzlichen Vorgehen bei der semantischen Modellierung.

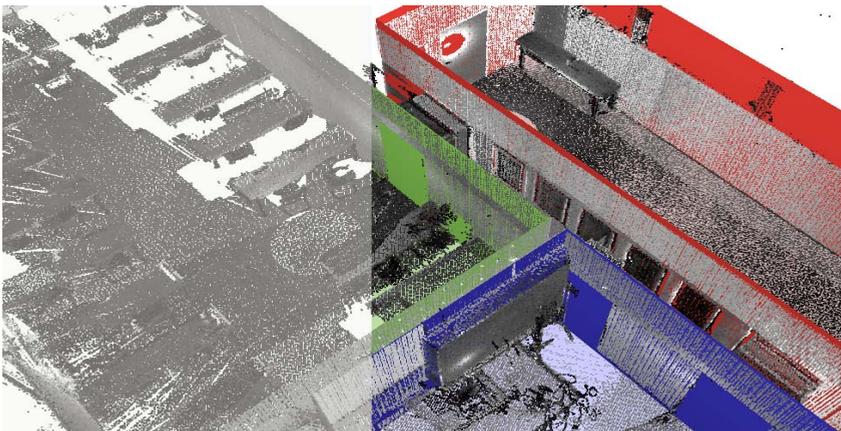


Abb. 8: Links: Originalpunktwolke. Rechts: Punktwolke mit modellierten Wänden.

plementiert. Nach erfolgreicher Erkennung des Elementes ist der erste Baustein des Objektes gegeben. Die weiteren Schritte bestehen nun noch aus der Auswahl der jeweiligen Nachbar-elemente aus dem Modell, die dann in vergleichbarer Weise erkannt werden. Im Falle von weitergehenden Differenzierungen (Wand enthält Fenster o.ä.) ist der Verarbeitungsprozess insgesamt entsprechend zu ergänzen. Voraussetzung ist allerdings, dass sich die Charakteristik des Elementes auch in den Daten widerspiegelt – z. B. ein Fenster nicht bündig mit der Wand abschließt. Das Ergebnis der Verarbeitung ist in Abb. 8 zu sehen.

Dass die Verwendung von Semantik einen Nutzen für die Verarbeitung besitzt, hat sich auch schon in der Vergangenheit gezeigt. Schon (BRAUN et al. 1995) haben diesen Weg zur Extraktion von Gebäuden auf der Basis von Luftbildmaterial gewählt. Mit vergleichbarem Datenmaterial aber mit einem etwas stärker auf Interpretation zielenden Anspruch ist das System AIDA entstanden (LIEDTKE et al. 1997) während (LÜSCHER et al. 2007) sich im Rahmen der Generalisierungsaufgabe von Landkarten mit einer ontologie-getriebene Herangehensweise beschäftigt haben und ebenfalls zum Schluss kommen, dass Ontologien grundsätzliche geeignet sind, derartige Prozesse zu steuern. Insofern belegen verschiedene Untersuchungen den generellen Nutzen solcher Strategien, weshalb eine Anwendung auf TLS Daten aufgrund ihrer Komplexität nur zwangsläufig ist.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Insgesamt bleibt es, trotz der hier aufgezeigten Vielfalt an Lösungsansätzen, schwierig, die in einer Punktwolke implizit enthaltenen, redundanten Informationen über Lage, Orientierung, Form, Größe, etc. der abgescannten Objektoberflächen durch Automatismen effizient und zuverlässig zu extrahieren. Grund hierfür ist neben der beachtlichen Problemgröße bei einer Punktmenge jenseits der 100 Millionen Punkte und der vielfältigen Einflüsse auf das Signal-/Rauschverhältnis vor allem der oftmals hochkomplexe Aufbau der mit der

Punktwolke erfassten Objekte und ihrer Bestandteile.

Bei der Zusammenschau der fünf dargelegten Ansätze bilden sich deutlich zwei Problemebenen heraus. Zum einen ist dies die Datenreduktion im Sinne einer Segmentierung (Unterscheidung von wichtigen zu unwichtigen, bzw. Objekt/Vordergrund und Hintergrund). Die zweite Ebene ist die zweckmäßige und exakte Formulierung des zu rekonstruierenden Modells (Wahl der Abstraktionsstufe wie z. B. Kugel mit Radius r) in Verbindung mit einem mehrstufigen Auswerteprozess (erst Grob- und dann darauf aufbauend eine Feinsegmentierung bzw. -modellierung). Auf welcher Ebene angesetzt wird, hängt stark davon ab, mit welcher Prägnanz sich charakteristische Merkmale (z. B. Kugel-Parametervektor, räumliche Häufung von Messpunkten) für das zu rekonstruierende Objekt (Passkugel, Signalmast bzw. Wandlinie) bestimmen und aufbereiten lassen. Dabei zeichnet sich die Regel ab, dass Objekte mit einfacher Geometrie (wenige Parameter, kaum Mehrdeutigkeiten in der Interpretation) sich bereits auf rein geometrischer Basis, also datengetrieben, rekonstruieren lassen (siehe Abschnitte 3 und 4.1) und mit zunehmender Komplexität der Geometrie ein modellgetriebener Ansatz unumgänglich wird, der verstärkt weitere Informationen bzw. Vorwissen benötigt (siehe Abschnitt 4.2). Interessant ist, dass sich die unterschiedlichen Ansätze sinnvoll in einem mehrstufigen Prozess kombinieren lassen. So ist die histogrammbasierte Segmentierung (siehe Abschnitt 3.3) von Wand-, Decken- und Bodenlinien eine ideales Start- bzw. Grobmodell für die semantische Modellierung mittels Ontologie (siehe Abschnitt 4.2).

Eine weitere Analyse der vorgestellten Ansätze führt auf folgende Systematik, die mit Abb. 9 grob veranschaulicht werden soll. Auf der einen Seite ist da die Leistungsfähigkeit der Ansätze und auf der anderen die Komplexität des Modells, das mit dem jeweiligen Ansatz abgeleitet werden kann. Unter Leistungsfähigkeit werden dabei subsumiert: die Robustheit gegenüber Modellabweichungen, die erforderliche Signifikanz im Ausgangsdatenmaterial und die Übertragbarkeit auf andere Anwendungsgebiete sowie die erzielbare geometrische und semantische Qualität der Er-

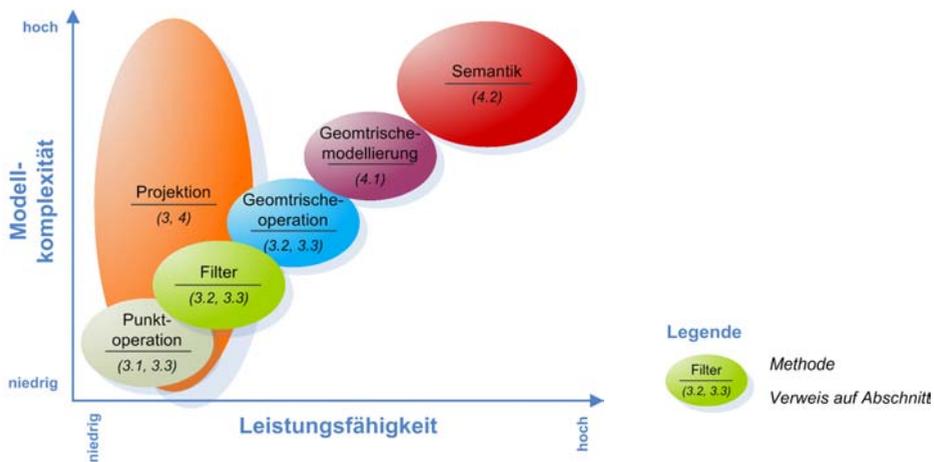


Abb. 9: Grobe Systematik der vorgestellten Ansätze, geordnet nach ihrer Leistungsfähigkeit und der mit ihnen generierbaren Modellkomplexität. Lesebeispiel: Punktoperationen können nur für Modelle mit geringer Komplexität angewendet werden und besitzen eine geringe Leistungsfähigkeit (Anwendungsspektrum). Hingegen besteht die semantische Modellierung mit einer hohen Leistungsfähigkeit (Robustheit) und ist auch für hoch komplexe Modelle geeignet.

gebnisse. So sind die Punktoperationsansätze (siehe Abschnitte 3.1 und 3.3) gegenüber den Ansätzen der geometrischen Segmentierung und Modellierung (siehe Abschnitte 3.2, 3.3 und 4.1) weniger leistungsfähig, da hohe Anforderungen an die Signifikanz der zu selektierenden Merkmale zu stellen sind, und weniger übertragbar, da sehr spezielle Anforderungen an die Objektgeometrie (z. B. einfache Beschreibbarkeit, idealgeometrische Formen) zu stellen sind. Es lassen sich auch nur gering komplexe Objekte mit ihnen bearbeiten. Auf dem höchsten Niveau steht der Ansatz der semantischen Modellierung. Wenn es gelingt die Realität nur ausreichend fein z. B. durch eine Ontologie formal zu beschreiben, stehen die Chancen sehr gut, hoch komplexe Modelle aus wenig signifikanten Punktwolken zu generieren, bei minimaler Fehlerrate. Der semantische Modellierungsansatz deutet so die möglichen Potentiale für weitere Automatisieren in der Verarbeitung von unstrukturierten 3D-Punktmengen an.

Literatur

BECKER, R., 2005: Differentialgeometrische Extraktion von 3D-Objektprimitiven aus terrestri-

schen Laserscannerdaten. – Geodätische Schriftenreihe der RWTH Aachen **63**.

BIENERT, A. & SCHELLER, S., 2008: Verfahren zur automatischen Bestimmung von Forstinventurparametern aus terrestrischen Laserscannerpunktwolken. – Publikationen der DGPF **17**: 39–49.

BIENERT, A., SCHELLER, S., KEANE, E., MULLOOLY, G. & MOHAN, F., 2007: Automatische Erfassung forstinventurrelevanter Geometrieparameter von Waldbäumen aus terrestrischen Laserscannerdaten. – Photogrammetrie – Laserscanning – Optische 3D-Messtechnik, Wichmann, Heidelberg: 216–225.

BOULAASSAL, H., LANDES, T., GRUSSENMEYER, P. & TARSHA-KURDI, F., 2007: Automatic Segmentation of Building Facades Using Terrestrial Laser Data. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (3/W52): 65–70.

BRAUN, C., KOLBE, TH., LANG, F., SCHICKLER, W., STEINHAGE, V., CREMERS, A.B., FÖRSTNER, W. & PLÜMER, L., 1995: Models for Photogrammetric Building Reconstruction. – Computers & Graphics **19** (1): 109–118.

CRUZ, CH. & BOOCHS, F., 2007: Reconstruction of Architectural Objects from 3D Scanner Survey. – Publikationen der DGPF **16**: 95–102.

KERN, F., 2003: Automatisierte Modellierung von Bauwerksgeometrien aus 3D-Laserscanner-Daten. Geodätische Schriftenreihe der TU Braunschweig **19**.

- KERN, F., 2008: Prüfen und Kalibrieren von terrestrischen Laserscannern. – Photogrammetrie – Laserscanning – Optische 3D-Messtechnik, Wichmann, Heidelberg: 306–316.
- LIEDTKE, C.-E., BÜCKNER, J., GROWE S. & TÖNJES, R., 1997: AIDA: A System for the Knowledge Based Interpretation of Remote Sensing Data. – 3rd International Airborne Remote Sensing Conference & Exhibition, Copenhagen, Denmark, **2**: 313–320.
- LÜSCHER, P., BURGHARDT, D. & WEIBEL, R., 2007: Ontology-driven Enrichment of Spatial Databases. – 10th ICA Workshop on Generalisation and Multiple Representation.
- PU, S. & VOSSELMAN, G., 2006: Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (5), on CD.
- PU, S. & VOSSELMAN, G., 2007: Extracting windows from terrestrial laser scanning. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (3/W52): 320–325.
- SHELLER, S. & SCHNEIDER, D., 2006: Extraktion von Primitiven aus Laserscannerpunktewolken zur Rekonstruktion von Tragwerken. – Photogrammetrie – Laserscanning – Optische 3D-Messtechnik, Wichmann, Heidelberg: 156–163.
- WIRTH, H., 2008: Der neue Lichtraummesszug LI-MEZ III der Deutschen Bahn AG. – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement **133** (3): 180–186.
- VOSSELMAN, G., GORT, B.G.H., SITHOLE, G. & RABBANI, T., 2004: Recognising structure in laser scanner point clouds. – International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Spatial Information Sciences **36** (8/W2): 33–38.

Anschrift der Autoren:

Prof. Dr.-Ing. FRANK BOOCHS, Prof. Dr.-Ing. FREDIE KERN, Dipl.-Ing. (FH) RAINER SCHÜTZE, m. Eng. ANDREAS MARBS: Fachhochschule Mainz, i3mainz – Institut für Raumbezogene Informations- und Messtechnik, D-55116 Mainz, Tel.: +49-6131-2859-666, Fax: +49-6131-2859-699, e-mail: {boochs, kern, schuetze, marbs}@geoinform.fh-mainz.de

Manuskript eingereicht: Juni 2008
Angenommen: November 2008