

# Automatische Koregistrierung von ALS-Daten aus mehreren Schrägansichten städtischer Quartiere

MARCUS HEBEL, Ettlingen & UWE STILLA, München

**Keywords:** Airborne laserscanning, co-registration, oblique view, urban area

**Summary:** *Automatic Co-Registration of Airborne Laser-scanner Data Recorded at an Urban Area with Oblique Sensor Configuration.* Data originating from nadir airborne laser scanning (ALS) of urban regions is commonly used as a basis for 3D city modeling. These data are lacking information concerning the facades of buildings, whereas structures of roofs are missing in terrestrial laser data. To close this gap, the scene can be captured from several directions with an oblique looking airborne laser scanner, requiring an accurate co-registration of different data sets. This paper aims at automatic filtering of 3D points recorded at an urban region and subsequent co-registration of multiple data sets on the basis of detected rooftops. Instead of applying a standard Iterative Closest Point (ICP) approach, we identify corresponding planar structures in the data sets. Two variations of a method for automatic co-registration are proposed and tested with four ALS data sets showing the urban test area TUM (Technische Universität München) from different views.

**Zusammenfassung:** In Schrägsicht von einem fliegenden Träger aufgenommene Laserdaten erlauben eine gleichzeitige Erfassung von Fassaden und Dachlandschaften. Aufgrund der durch die Schrägsicht entstehenden Abschattungen sind jedoch mehrere von verschiedenen Ansichten streifenförmig aufgenommene Laserpunktwolken zu koregistrieren und zu kombinieren. Dabei sollen oft auch bereits vorliegende 3D-Daten anderer Herkunft mit einbezogen werden. Die vorliegende Arbeit beschreibt eine Vorgehensweise zur automatischen Filterung von 3D-Einzelpunkten zur anschließenden Koregistrierung anhand erkannter Häuserdächer. Anstelle des punktbasierten Iterative Closest Point (ICP) Verfahrens kommen dabei Methoden zum Einsatz, die auf der Zuordnung planarer Strukturen beruhen. Es werden zwei Varianten eines Verfahrens vorgestellt und anhand von vier exemplarischen Datensätzen untersucht, die das urbane Testgebiet TUM (Technische Universität München) aus verschiedenen Ansichten zeigen.

---

## 1 Einleitung

### 1.1 Airborne Laser Scanning

Die Basis des luftgestützten Laserscanning (ALS – Airborne Laser Scanning) bildet ein LiDAR-Messverfahren (engl. light detection and ranging), das direkte Entfernungsmessungen liefert und sich im Bereich der Photogrammetrie und Fernerkundung zur Geländeaufnahme etabliert hat. ALS-Daten werden oftmals auch als Grundlage für eine 3D-Stadtmodellierung verwendet. Typische Anwendungen für 3D-Stadtmodelle können bei der Stadtplanung, dem Tourismus und der Telekommunikation (Planung der Standorte für

Mobilfunkanlagen) gesehen werden. Eine Übersicht zu den Anwendungen und eine umfassende Beschreibung der ALS-Grundlagen werden z. B. in (WEHR & LOHR 1999) gegeben. Lasermessungen weisen gegenüber klassischen Messungen mit Luftbildern den Vorteil auf, dass die 3D-Information unmittelbar bereit steht und unabhängig von vorliegenden Beleuchtungsverhältnissen ist. Damit sind diese Sensoren auch für Überwachung und Monitoring geeignet.

Einige kommerziell verfügbare Laserscanner wie der von uns benutzte Riegl LMS-Q560 sind außerdem in der Lage, den Signalverlauf des reflektierten Laserpulses aufzuzeichnen, was neue Methoden der Datenauswertung ermöglicht (JUTZI & STILLA 2006). Zusätzlich zur

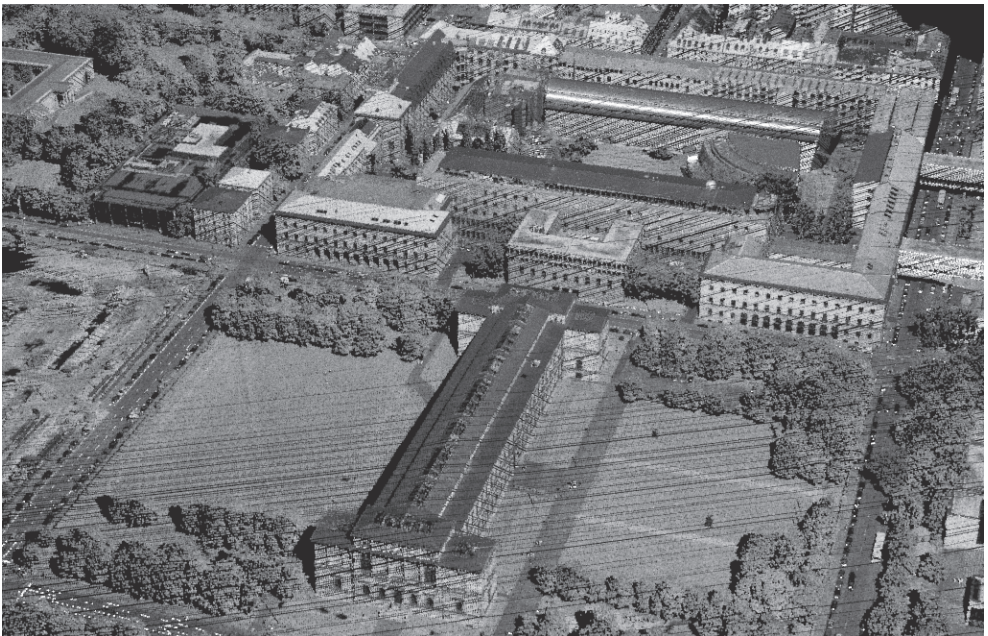
Erfassung mehrerer Entfernungswerte pro Laserpuls wie sie beispielsweise durch Bäume verursacht werden (REITBERGER et al. 2008a und 2008b, RUTZINGER et al. 2008), können Merkmale wie Amplitude oder zeitliche Pulslänge der reflektierten Pulse untersucht werden (STILLA & JUTZI 2009). Die aufgezeichneten Entfernungsdaten werden in der Regel direkt georeferenziert (z. B. in UTM-Koordinaten), wozu typischerweise eine Kombination aus Differential-GPS Empfänger und kreiselbasierter Inertialsensorplattform (INS, inertiales Navigationssystem) am Sensorträger zum Einsatz kommen. Für die hier zugrunde liegenden Messungen wurde das kommerziell erhältliche Navigationssystem POS AV der Firma Applanix eingesetzt, das für die Messdatenerfassung zusammen mit dem Laserscanner an einem Hubschrauber Bell UH-1D montiert war. Abb. 1 zeigt einen Ausschnitt der mit dieser Sensorkonfiguration über dem Testgebiet TUM erfassten 3D-Laserpunktwolke.

Es handelt sich bei Abb. 1 nicht um eine photographische Aufnahme, sondern um die Darstellung einer 3D-Punktwolke mit ca. 900.000 Einzelpunkten, deren bildhafter Ein-

druck durch die Texturierung entsprechend der gemessenen Amplitude der rückgestreuten Laserpulse entsteht (diese gibt die Reflektivität im nahen Infrarot bei 1.5  $\mu\text{m}$  Wellenlänge wieder). Das im unteren Bildteil auffällige streifenförmige Muster lässt die Ausrichtung der Abtastung erkennen.

## 1.2 Problembeschreibung und Motivation

Für photogrammetrische Anwendungen werden flugzeuggetragene Lasersensoren üblicherweise in Nadirsicht betrieben, d. h. mit Blick senkrecht von oben auf die Szene. Dies ermöglicht in städtischen Bereichen eine weitgehend unverdeckte Aufnahme von Dachlandschaften und Bodenflächen. Die von uns verwendete Konfiguration mit einem in 45° Schrägsicht vorwärts blickenden Zeilenscanner am Hubschrauber erlaubt auch eine detaillierte Erfassung von Fassaden, die in Nadirsicht nur unzureichend abgebildet werden. Der relativ große Scanbereich von 60° je Scanzeile ist quer zur Flugrichtung orientiert (vgl.



**Abb. 1:** 3D-Amplitudendaten vom Testgebiet TUM, aufgezeichnet in 45° Schrägsicht nach vorne blickend. Im Vordergrund ist die Alte Pinakothek zu erkennen, im Hintergrund das Stammgelände der Technischen Universität München.

Abb. 1). Die Schrägsicht führt allerdings dazu, dass aus Sensorposition gesehen hinter den Gebäuden Abschattungen entstehen. Dieser Mangel lässt sich durch eine Mehrfachabtastung des gleichen urbanen Gebiets aus verschiedenen Richtungen (z. B. kreuzweise) mit anschließender Koregistrierung der einzelnen Datensätze beheben. Zur schnelleren Szenenerfassung könnte beispielsweise ein zweiter Zeilenscanner mit gleichem Schrägsichtwinkel rückwärts blickend montiert werden. Auch ließe sich durch spezielle Ablenkspiegel ein entsprechendes Scanmuster realisieren.

Aufgrund von systembedingten Ungenauigkeiten ist eine Korrektur der gemessenen 3D-Datensätze notwendig. Viele Untersuchungen haben sich in den letzten Jahren mit diesem Problem befasst, wobei zunächst Möglichkeiten zur Qualitätsbeurteilung von streifenweise erfassten ALS-Daten erarbeitet wurden. So können zum Beispiel Unterschiede zwischen den Einzelstreifen durch die jeweils abgeleiteten digitalen Höhenmodelle bestimmt werden (RESSL et al. 2008). Bei Betrachtung von Daten eines urbanen Gebiets ist es auch möglich, Diskrepanzen zwischen überlappenden Streifen anhand der Unterschiede zwischen extrahierten Dachfirsten zu bewerten (VOSSELMAN 2008).

Die Lösungsansätze zur Korrektur von ALS-Daten variieren mit den jeweils betrachteten Fehlerquellen. FILIN (2003) nennt mehrere systematische Effekte, die bei der ALS-Messdatenerfassung eine Rolle spielen. Als Beispiele sind etwa die zeitliche Synchronisation der Sensoren, ein Offset der Entfernungsbestimmung oder der Spiegelablenkung sowie Ungenauigkeiten bei der Anbringung der Sensoren am Sensorträger zu nennen. Aufgrund dieser Fehlerursachen wurden verschiedene Verfahren entwickelt, die auf eine Kalibrierung des Sensorsystems abzielen und sich somit auf die direkte Georeferenzierung der Laserpunkte auswirken. BURMAN (2000) betrachtet hierzu Gradienten der Höhen- und Intensitätswerte überlappender Streifen zur Bestimmung der Fehlaustrichtung von INS und Lasersensor. KAGER (2004) schlägt eine Ausgleichung anhand homologer Flächen zur Korrektur der äußeren und inneren Sensororientierung vor. Eine rigorose Vorgehensweise zur Selbstkalibrierung des INS/GPS/Laser-Sys-

tems ist von SKALLOUD & LICHTI (2006) beschrieben worden. Die Autoren optimieren die relative Sensorausrichtung dahingehend, dass Ebenen durch die dort gemessenen Punkte auch möglichst eben repräsentiert werden.

Zur Kalibrierung des Sensorsystems müssen andere Ursachen für einen Versatz der Datensätze möglichst ausgeschlossen werden. Systematische Fehler ließen sich ansonsten z. B. kaum von GPS-Positionierungsfehlern separieren. Wenn wie in unserem Fall eine eigene GPS-Bodenstation für Differential-GPS fehlt, können die gemessenen Sensorpositionen trotz optimal eingerichteter Sensorparameter um mehrere Meter abweichen. Die GPS-Rohdaten lassen sich zwar noch nachträglich durch Korrekturdaten des Satellitenpositionierungsdienstes der deutschen Landesvermessung (SAPOS) berichtigen, dies ist jedoch nicht praktikabel, wenn die koregistrierten Daten möglichst sofort vorliegen sollen (z. B. im Rahmen einer Überwachungsaufgabe).

Die Justierung des Laserscanners in Bezug auf die Navigationssensoren (oftmals engl. „boresight calibration“ genannt) ist nicht Thema der hier vorgestellten Arbeiten. Wir gehen im Folgenden vielmehr davon aus, dass systematische Fehler der Sensoren bereits im Vorfeld erfasst und korrigiert wurden und ein verbleibender Versatz andere Ursachen hat. Dies ist auch dann von Interesse, wenn z. B. mehrere baugleiche Sensoren auf verschiedenen Sensorträgern für die Datenaufzeichnung zum Einsatz kommen oder aktuell erfasste Daten mit bereits vorliegenden 3D-Punktwolken oder Stadtmodellen verglichen werden sollen. Man kann hierbei zwar davon ausgehen, dass die Einzeldatensätze sich aufgrund der direkten Georeferenzierung bereits grob in Position befinden, eine Feinregistrierung jedoch noch notwendig ist, um eine konsistente Gesamtdatenbasis zu erhalten. Diese Vorgehensweise setzt also nicht am Sensorsystem, sondern an den Punktwolken an.

### 1.3 Übersicht über die Vorgehensweise

Als Standardverfahren zur Koregistrierung von Punktmengen wird oft der ICP-Algorithmus

mus (Iterative Closest Point) von BESL & MCKAY (1992) verwendet. Aufgrund der beschriebenen Abschattungen kann das ICP-Verfahren jedoch nicht ohne weiteres auf die hier vorliegenden Punktwolken angewendet werden, da der Algorithmus anfällig für nicht-überlappende Bereiche in den Datensätzen ist (RABBANI et al. 2007). Falsche Zuordnungen aufgrund fehlender Punkte (Verdeckungen) können zu schlechten Resultaten führen, wenn die ICP-Iterationen dadurch in ein lokales Minimum der Fehlerfunktion hineinlaufen. Außerdem ist eine punktbasierte Zuordnung bei den betrachteten Datensätzen mit mehreren Millionen Punkten in den Überlappungsbereichen nicht sehr effizient. Daher zielt unsere Vorgehensweise zunächst darauf ab, geometrische Strukturen in den Datensätzen ausfindig zu machen, die für eine stabile und schnelle gegenseitige Registrierung der Datensätze geeignet sind.

In urbanem Gebiet hängt bei Schrägsicht von oben die Sichtbarkeit von Häuserdächern im Vergleich zu Fassaden und Bodenpunkten am wenigsten von der Flugrichtung ab. Aufgrund der unterschiedlichen Blickwinkel des Laserscanners auf Dachflächen ist die dortige Punktdichte in den verschiedenen Datensätzen aber sehr unterschiedlich. Wir passen daher zunächst mit einem robusten Schätzverfahren (RANSAC) Ebenen in die Daten ein, um so die Dachflächen geometrisch zu beschreiben. Nun ist es vergleichsweise einfach, übereinstimmende Dachflächen in den grobregistrierten Datensätzen ausfindig zu machen. Zur Bestimmung der Parameter zur Feinregistrierung (Translation, Drehung) werden aufbauend auf den Ebenenkorrespondenzen zwei Methoden untersucht. Zum einen lassen sich Abstände der Ebenenschwerpunkte zur jeweils homologen Ebene des anderen Datensatzes im Rahmen einer Ausgleichsrechnung minimieren. Zum anderen schneiden sich jeweils drei nicht-parallele Dachebenen in einem virtuellen 3D-Punkt. Im Falle homologer Ebenen in verschiedenen Datensätzen korrespondieren auch die jeweiligen Schnittpunkte miteinander, so dass die Feinregistrierung anhand der einander implizit zugeordneten virtuellen 3D-Punkte durchgeführt werden kann.

## 2 Verwendete Methoden und vergleichbare Arbeiten

In den letzten Jahren sind sehr viele Artikel zur Koregistrierung von Punktmengen veröffentlicht worden. Seit BESL & MCKAY (1992) den ICP-Algorithmus vorgestellt haben, hat sich dieses Verfahren als Standardlösung für das Registrierungsproblem etabliert. In zahlreichen Modifikationen des ICP-Verfahrens wurde versucht, dessen Robustheit, Performanz und/oder Genauigkeit zu verbessern (vgl. auch HEBEL & STILLA 2007). Auch unser Ansatz baut teilweise darauf auf: Wir umgehen zwar das Problem der iterativen Punktkorrespondenzsuche, verwenden aber die in vielen ICP-Varianten eingesetzte Methode von ARUN et al. (1987) zur Bestimmung der Transformationsparameter. Da Daten von Laserscannern unregelmäßig im Raum verteilt sind, werden von einigen Autoren die Verwendung von Dreiecksvermaschungen (z. B. MAAS 2000) oder k-d Suchbäume (z. B. SKALLOUD & SCHAEER 2007) vorgeschlagen. Wir wollen für die Koregistrierung einerseits Dachflächen segmentieren, deren Normalenrichtungen immer eine Vertikalkomponente aufweisen, und sind andererseits am Herausfiltern von Fassadenpunkten interessiert. Daher bietet sich für uns der einfacher zu realisierende Ansatz an, ein der Punktdichte angepasstes regelmäßiges Bodengitter zugrunde zu legen und pro Rasterfläche nur den höchsten vorkommenden Messpunkt zu betrachten. Diese Datenstruktur ist schnell erstellt und für Suchoperationen und die Untersuchung von Nachbarschaften sehr effizient nutzbar. Einzelne Störungen z. B. durch Dachantennen werden dadurch zwar betont, diese fallen aber bei der anschließenden Ebenenanpassung mit RANSAC nicht ins Gewicht.

Ein Unterpunkt unseres Ansatzes ist die Segmentierung ebener Flächen in den Punktwolken. Hierfür wurden bereits unterschiedlichste Techniken veröffentlicht. Vergleiche verschiedener Herangehensweisen sind in (HOOVER et al. 1996, GEIBEL & STILLA 2000) zu finden. Einige Autoren sind daran interessiert, neben Ebenen z. B. auch sphärische, zylindrische oder kegelförmige Objekte zu segmentieren. In (RABBANI et al. 2007) werden zwei Methoden beschrieben, Modelle durch Minimie-

rung von Fehlerquadraten an die Daten anzupassen. Dagegen verwenden VOSSELMAN et al. (2004) die dreidimensionale Hough-Transformation zur strukturellen Analyse der Punktmengen. Unter den verfügbaren Verfahren hat der RANSAC-Algorithmus von FISCHLER & BOLLES (1981) einige Vorteile bei der Extraktion von festgelegten Formen aus den Datensätzen. Wir verwenden das RANSAC-Verfahren ähnlich wie SCHNABEL et al. (2006) zur robusten Schätzung von Ebenenparametern. Außerdem liefert der sich ergebende Anteil von Outliern eine wichtige Information darüber, ob man es an der vorliegenden Position im Datensatz eher mit planaren Strukturen (z. B. Gebäude, Straßen) oder unregelmäßig geformten Objekten (z. B. Vegetation) zu tun hat. Die Streuung der diskreten Messpunkte ist im letztgenannten Fall hoch, diese sollten daher nicht für Zuordnungen berücksichtigt werden.

Die Verwendung ebener Strukturen zur Koregistrierung von Laserstreifen ist prinzipiell nicht neu und wurde bereits an anderen Stellen vorgeschlagen (z. B. KAGER 2004). Ähnliche Probleme stellen sich auch beim terrestrischen Laserscanning und wurden dort z. B. von DOLD & BRENNER (2006) untersucht. Bei beliebiger Wahl der Standorte des terrestrischen Laserscanners tritt vor allem das Problem der Zuordnung homologer Ebenen auf. In unserem Fall liegen die Daten bereits grobregistriert vor, so dass speziell zur Feinjustierung andere Methoden angewendet werden können.

Im Folgenden werden zunächst zwei bei der Prozessierung verwendete Verfahren kurz erläutert. Für einen tieferen Einblick sei auf die Originalartikel (FISCHLER & BOLLES 1981, ARUN et al. 1987) verwiesen.

## 2.1 *Random Sample Consensus (RANSAC)*

Beim RANSAC-Verfahren (RANDOM SAMPLE CONSENSUS), wie es von FISCHLER & BOLLES (1981) beschrieben wird, handelt es sich um eine Technik zur numerischen Schätzung von Parametern eines mathematischen Modells, welches einer beobachteten Menge von Messwerten unterliegt. Die Anwendung des RAN-

SAC-Schätzverfahrens ist vor allem dann sinnvoll, wenn die Daten einen hohen Anteil an Ausreißern enthalten. Im Gegensatz zur klassischen Methode, unter Verwendung aller Datenpunkte eine Minimierung der Fehlerquadrate herbeizuführen (z. B. lineare Regression), wird beim RANSAC-Verfahren eine minimale Teilmenge („Sample“) der Daten gewählt, mit der die Parameter des Modells geschätzt werden können.

Soll an eine Menge von dreidimensionalen Datenpunkten eine Ebene angepasst werden, so benötigt man als minimale Auswahl drei nicht-kollineare Punkte, um die zugehörigen Ebenenparameter zu schätzen. Da die Menge auch Punkte enthalten kann, die sich nicht durch die zu bestimmende Ebene beschreiben lassen (Outlier), wird die Bestimmung einer Regressionsebene für alle Punkte im Allgemeinen nicht zum gewünschten Ergebnis führen. RANSAC schätzt die Ebenenparameter nur anhand der zuvor bestimmten Konsensmenge der Inlier, unter der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit, bei zufälliger Entnahme von drei Datenpunkten nur Inlier anzutreffen, hinreichend hoch ist.

Zur Bestimmung der Ebenenparameter wird also eine zufällige Auswahl von drei nicht kollinearen Punkten ( $p_i$ ,  $p_j$ , und  $p_k$ ) aus der Datenmenge gewählt. Der Normalenvektor  $n_0$  der resultierenden Ebene ist dann gegeben durch  $m = (p_i - p_j) \times (p_i - p_k)$ ,  $n_0 = m/|m|$ , und mit  $(x - p_i) \cdot n_0 = 0$  ist die Hessesche Normalform der Ebene gegeben. Alle übrigen Datenpunkte werden dann hinsichtlich ihres Abstands zu dieser Ebene überprüft, der für jeden Punkt  $p$  als  $d = |(p - p_i) \cdot n_0|$  berechnet wird. Abhängig von ihrem Abstand  $d$  und einer Toleranz  $\varepsilon$  werden nun alle Punkte der Datenmenge als Inlier oder als Outlier bewertet. Die Prozedur der zufälligen Auswahl dreier Punkte wird mehrmals wiederholt, wobei die Anzahl der benötigten Versuche aus einer Schätzung der Inlier-Rate und einer Zuverlässigkeitsanforderung abgeleitet werden kann. Die im Verlauf hinsichtlich der Größe und des mittleren Fehlers beste gefundene Inlier-Menge wird letztlich für die Bestimmung einer Regressionsebene verwendet.

## 2.2 Verfahren von Arun, Huang und Blostein zur Transformationsbestimmung

Zur Bestimmung einer Transformation, welche beim Vorliegen von Korrespondenzen eine Punktmenge zu einer anderen Punktmenge ausrichtet, sind verschiedene Verfahren bekannt. Man muss entscheiden, welche Freiheitsgrade bei der gesuchten Transformation zugelassen werden und welche Zielfunktion dadurch optimiert werden soll. Oft ist man daran interessiert, die Summe der quadrierten euklidischen Abstände zwischen korrespondierenden Punkten zu minimieren. Zur verzerrungsfreien Umrechnung zwischen dreidimensionalen kartesischen Koordinatensystemen wird in der Geodäsie häufig die Helmert-Transformation eingesetzt, die neben Translation und Drehung auch eine Maßstabsänderung bestimmt. Bei den hier betrachteten Daten liefert der Lasersensor bereits globale 3D-Koordinaten, so dass kein Skalierungsfaktor zwischen den Einzeldatensätzen vorliegt. Eine fehlerhafte Kalibrierung des Sensorsystems könnte zu Verzerrungen innerhalb der Punktmenge führen. Da die Relativorientierung der Sensoren aber bereits korrigiert wurde (vgl. Abschnitt 1.2), gehen wir von einer rein rigiden Transformation zur Koregistrierung der Punktwolken aus.

Zur Berechnung existiert ein Verfahren von ARUN et al. (1987), das wegen der vergleichsweise einfachen Implementierung oft innerhalb des ICP-Verfahrens zur Ausrichtung zweier Punktmenge verwendet wird. BESL & MCKAY (1992) selbst setzten zur geschlossenen Lösung der Transformationsbestimmung Quaternionen ein. Dagegen verwenden ARUN et al. (1987) die Singulärwertzerlegung einer  $3 \times 3$  Matrix, wie sie im Folgenden beschrieben wird:

Sei  $M = \{m_i | i = 1, \dots, n\}$  eine Menge von 3D-Punkten, denen Datenpunkte einer gleichmächtigen, zweiten 3D-Punktmenge  $D = \{d_i | i = 1, \dots, n\}$  zugeordnet sind, und zwar so, dass jeweils  $m_i$  mit  $d_i$  korrespondiert. Zunächst werden die Schwerpunkte dieser Punktmenge berechnet:

$$c_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i, \quad c_d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad (1)$$

Die Punktmenge  $M$  und  $D$  werden anschließend mit ihren Schwerpunkten  $c_m$  und  $c_d$  auf den Ursprung des Koordinatensystems verschoben:

$$\begin{aligned} \bar{M} &= \{\bar{m}_i | \bar{m}_i = m_i - c_m, i = 1, \dots, n\}, \\ \bar{D} &= \{\bar{d}_i | \bar{d}_i = d_i - c_d, i = 1, \dots, n\}. \end{aligned} \quad (2)$$

Danach wird eine  $3 \times 3$  Matrix  $H$  definiert als

$$H = \sum_{i=1}^n \bar{d}_i \bar{m}_i^T \quad (3)$$

Die Singulärwertzerlegung dieser Matrix  $H = UAV^T$  führt zur optimalen Drehung  $R$  und zur optimalen Translation  $t$ , welche den Datensatz  $D$  so transformieren, dass im Anschluss die Summe der quadrierten euklidischen Abstände zwischen zugeordneten Punkten minimal ist.

$$R = UV^T, \quad t = c_m - Rc_d \quad (4)$$

Der Beweis hierfür wird in (ARUN et al. 1987) gegeben. Nach der Bestimmung von  $R$  und  $t$  kann der gesamte Datensatz  $D$  entsprechend  $Rd_i + t$  gedreht und verschoben werden.

## 3 Filterung der Laserpunkte

### 3.1 Vorverarbeitung der Daten

Der erste Schritt des Ansatzes ist eine Ausdünnung der Punktmenge in der Form, dass nur noch Strukturen erhalten bleiben, die für eine gegenseitige Koregistrierung geeignet sind. Bei der verwendeten Sensorkonfiguration mit einem flugzeuggetragenen Laserscanner in Schrägsicht sind dies am ehesten Messpunkte auf den Dächern von Gebäuden. Daher wird zunächst eine Vorklassifizierung der gemessenen 3D-Punkte hinsichtlich der Zugehörigkeit zu den Klassen „Fassade“, „Boden“, „Vegetation“ oder „Dach“ durchgeführt.

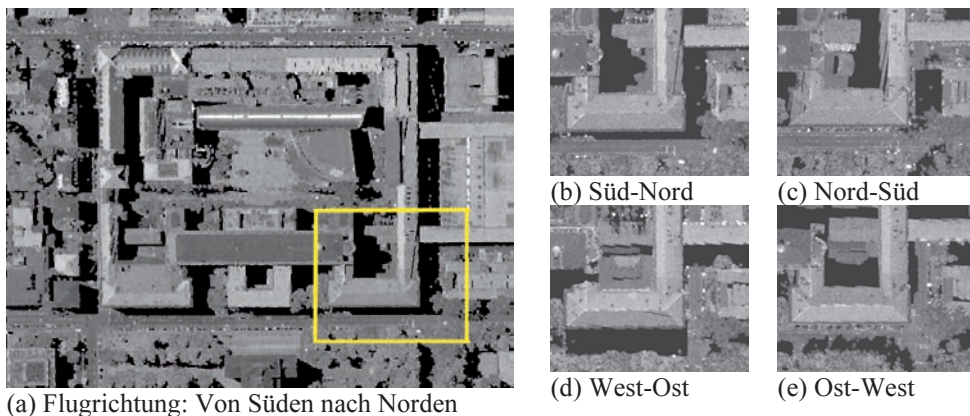
Ein allgemeines Problem bei unregelmäßig verteilten 3D-Punkten ist die Verwaltung der Daten in einer geeigneten Datenstruktur. Diese wird oft durch eine Baum-Struktur wie Octree oder k-d Baum realisiert. Da wir für die Koregistrierung primär an den Dächern, nicht

aber an den Fassaden interessiert sind, ist für uns ein regelmäßiges, ebenes Datenraster ausreichend. Hierzu werden alle Punkte zunächst einem zweidimensionalen, horizontalen Bodengitter zugeordnet, in dem die Zellgröße in etwa dem durchschnittlichen Punktabstand entspricht (bei unseren Daten typischerweise 0.5 m). Trotzdem kann eine Zelle dieses Arrays auch gar keine oder mehrere 3D-Punkte erfassen, insbesondere dort, wo sich Fassadenpunkte befinden. Bei diesem Vorgehen wird keine Interpolation oder Projektion der Daten durchgeführt, es handelt sich um eine 2D-Sortierung der 3D-Daten, die für die Datenorganisation und für Nachbarschaftsoperationen verwendet werden kann.

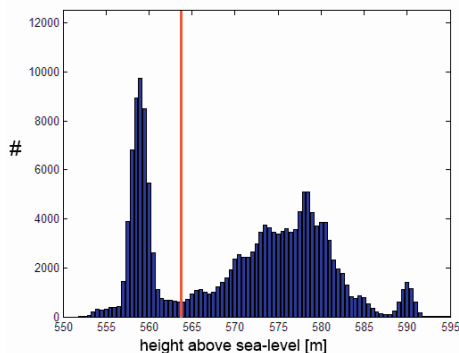
Wenn man nun pro Zelle nur den höchsten vorkommenden Punkt betrachtet, werden Punkte entlang der Fassaden herausgefiltert, aber auch z. B. Äste unter Baumkronen oder Baumstämme. Man kann das sich ergebende 2D-Gitter mit dem jeweils höchsten pro Zelle vorkommenden 3D-Punkt nun auch als Bild darstellen. Abb. 2 zeigt hierzu ein Beispiel mit gleichzeitiger Verwendung der gemessenen Amplitudenwerte der Laserpulse zur Grauwertdarstellung der einzelnen Pixel. Die verschiedenen Scanrichtungen sind in Abb. 2b–2e anhand der Position der Schatten zu erkennen.

### 3.2 Segmentierung des Bodens

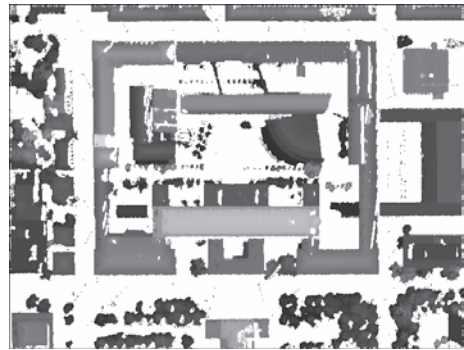
Bei der dargestellten Datenerfassung in Schrägsicht werden im städtischen Gebiet viele Bodenpunkte verdeckt. Naheliegender ist es daher, diese Punkte generell aus den Betrachtungen zur Koregistrierung auszuschließen, was gleichzeitig zu einer deutlichen Reduktion der Datenmenge führt. Als nächster Schritt wird daher eine Segmentierung der Bodenpunkte durchgeführt. Für diese Aufgabe existieren fortgeschrittene Verfahren, die für viele denkbare Geländeformen anwendbar sind (z. B. SITHOLE & VOSSELMAN 2004). Da die von uns betrachteten Datensätze in relativ ebenem Gelände aufgenommen wurden und die Ergebnisse der Bodensegmentierung nicht in eine Weiterverarbeitung eingehen, verwenden wir zur Segmentierung ein für die Zielsetzung hinreichendes und einfaches Verfahren. Hierzu analysieren wir lokale Histogramme der Höhenwerte aus der zuvor generierten Datenmatrix, jeweils in einer geeignet großen Umgebung von z. B. 50 Metern um die jeweilige Position. Jedes lokale Höhenhistogramm zeigt eine multimodale Verteilung. Zur automatischen Bestimmung des Bodenniveaus wird jeweils das erste Maximum des Histogramms gesucht, das in einem Bereich um den entsprechenden Höhenwert eine signifikante Anzahl von Datenpunkten beinhaltet. Oberhalb dieses Maximums kann dann ein Schwellwert gesetzt werden, der darüber bestimmt, ob Punk-



**Abb. 2:** Verteilung der jeweiligen Punktwolke auf ein horizontales Gitter, Darstellung als Grauwertbild und Vergleich der vier Datensätze.



(a)



(b)

**Abb. 3:** (a) Bestimmung des Schwellwertes zur Bodensegmentierung anhand eines lokalen Höhenhistogramms, (b) verbleibende Punkte über dem Bodenniveau.

te zum Boden gezählt werden oder nicht. Da diese Schwellwertbestimmung auch zu fehlerhaften Schätzungen führen kann, wird zusätzlich ein Medianfilter auf alle gefundenen Schwellwerte im zweidimensionalen Raster angewendet. Abb. 3a zeigt ein Beispiel für eine lokale Verteilung der Höhenwerte, worin der dort gefundene Schwellwert als rote Linie gekennzeichnet ist. Abb. 3b zeigt beispielhaft die für einen der Datensätze verbleibenden Punkte nach dem Herausfiltern der Bodenpunkte.

### 3.3 Segmentierung planarer Strukturen (Dachflächen)

Die verbleibenden Datenpunkte, wie sie als Beispiel in Abb. 3b zu sehen sind, repräsentieren nun hauptsächlich noch die Gebäudedächer, aber auch Vegetation wie etwa Bäume oder Gebüsch. Mit der in diesem Abschnitt dargestellten Vorgehensweise wird erstens versucht, zwischen diesen beiden Klassen zu unterscheiden und zweitens, im Fall einer gefundenen Dachfläche auch gleichzeitig die Ebenenparameter zu bestimmen. Dazu wird der in Tab. 1 in prozeduraler Form dargestellte Algorithmus verwendet (nächste Seite).

Es handelt sich um ein iteratives Verfahren, bei dem in jedem Durchlauf zunächst eine noch nicht behandelte Position innerhalb der Datenmatrix zufällig gewählt wird („Datenmatrix“ bezeichnet hierbei das horizontale

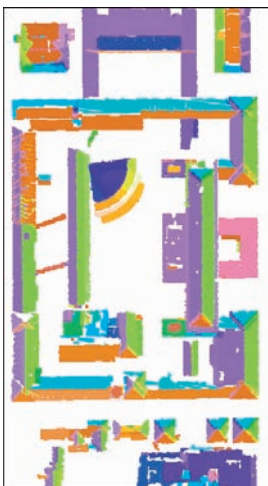
Bodengitter mit jeweils zugeordnetem höchsten 3D-Punkt, siehe Abschnitt 3.1). Dann wird mittels RANSAC-Verfahren (vgl. Abschnitt 2.1) versucht, an diese Position mit den Datenpunkten aus der unmittelbaren Nachbarschaft eine Ebene anzupassen. Falls dies nicht gelingt, also die Anzahl der Outlier immer sehr hoch ist, wird diese Stelle in der Datenmatrix als „Vegetation“ klassifiziert. Anderenfalls wird in den Schritten (9) bis (11) mit einem Füllverfahren nach weiteren Punkten gesucht, die die gefundene Ebene stützen, d. h. die Ebene wird soweit wie möglich ausgedehnt. Mit den so gefundenen Punkten kann dann die Ebenenanpassung wiederholt werden, um das Ergebnis schrittweise zu verbessern. Dieses Vorgehen setzt sich dann an anderen Positionen im Datensatz fort, bis alle Datenpunkte bewertet sind. Abb. 4a zeigt beispielhaft die so detektierten Dachflächen für einen der Datensätze, wobei die verbleibenden Datenpunkte anhand der Normalenrichtung eingefärbt wurden. Das Gesamtergebnis der automatischen Vorklassifizierung ist in Abb. 4b zu sehen, wobei hier die Farben die Zugehörigkeit zu „Boden“, „Vegetation“ oder „Dach“ kennzeichnen.

In einer Kategorisierung von Segmentierungsverfahren für Entfernungsbilder (z. B. HOOVER et al. 1996) lässt sich dieses Vorgehen als typisches „region growing“-Verfahren einstufen. Durch die Verwendung des RANSAC-Ansatzes bestehen Gemeinsamkeiten mit den von SCHNABEL et al. (2006) publizierten Arbei-

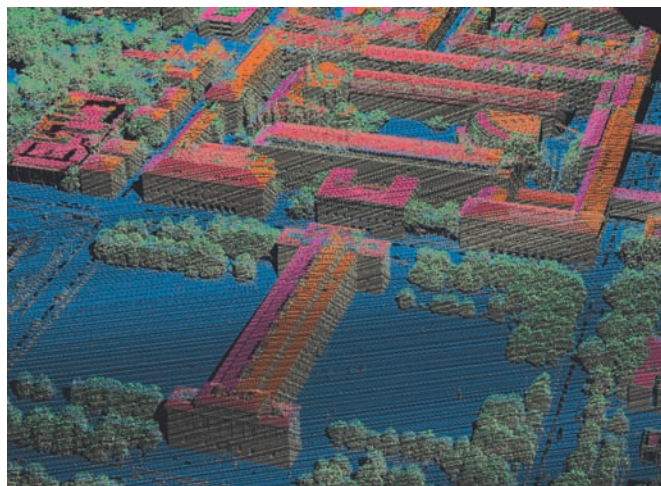


**Tab. 1:** Verfahren zur lokalen Anpassung von Ebenen an die Punktmengen.

	<p>(1) Wähle eine bislang noch nicht prozessierte Position <math>(i, j)</math> zufällig unter den besetzten Zellen der Datenmatrix aus.</p> <p>(2) Fasse Punkte in einer lokalen Umgebung dieser Position zur Menge <math>S</math> zusammen.</p> <p>(3) Setze den Zähler <math>k</math> auf Null.</p>
	<p>(4) Falls <math>S</math> genügend Punkte enthält (z. B. mindestens sechs), fahre fort mit (5), andernfalls markiere diese Position als „Vegetation“ und gehe zu (14).</p> <p>(5) Erhöhe den Zähler <math>k</math> um Eins.</p> <p>(6) Führe eine RANSAC-basierte Ebenenanpassung an die Punkte in <math>S</math> durch.</p> <p>(7) Falls der Anteil der gefundenen Inlier gering ist, markiere diese Position als „Vegetation“ und gehe zu (14).</p> <p>(8) Bestimme die Hessesche Normalform <math>(\mathbf{x}-\mathbf{p}) \cdot \mathbf{n}_0 = 0</math> der Ebene anhand der Inlier und lege die Position <math>(i, j)</math> auf einem Stapel ab (LIFO-Datenstruktur).</p>
Region growing	<p>(9) Entnehme das oberste Element <math>(u, v)</math> des Stapels.</p> <p>(10) Prüfe Positionen in einer Nachbarschaft von <math>(u, v)</math>, die noch nicht diesbezüglich überprüft wurden, ob sie Datenpunkte <math>\mathbf{x}</math> enthalten, die bezüglich des Abstandes <math> (\mathbf{x}-\mathbf{p}) \cdot \mathbf{n}_0 </math> die gefundene Ebene stützen. In diesem Fall lege die entsprechenden Positionen auf dem Stapel ab und füge die zugehörigen Datenpunkte einer neuen Menge <math>S'</math> hinzu.</p> <p>(11) Solange der Stapel nicht leer ist, wiederhole ab (9), andernfalls gehe zu (12).</p>
	<p>(12) Falls der Zähler <math>k</math> das vordefinierte Maximum erreicht hat (z. B. drei Durchläufe) und <math>S'</math> genügend Elemente enthält, markiere alle zu Punkten aus <math>S'</math> gehörenden Positionen als „prozessiert“ und bestimme die Regressionsebene zu <math>S'</math>. Speichere den Schwerpunkt von <math>S'</math> und den Normalenvektor der Regressionsebene und gehe zu (14), ansonsten gehe zu (13).</p> <p>(13) Gehe mit der neuen Menge <math>S:=S'</math> zurück zu (4).</p>
	<p>(14) Wiederhole ab Schritt (1) bis alle Datenpunkte markiert sind.</p>



(a)



(b)

**Abb. 4:** (a) Segmentierte Dachflächen, eingefärbt entsprechend Normalenrichtung, (b) Ergebnis der Vor-Klassifizierung, Boden (blau), Vegetation (grün), Dächer (rötlich), Rest (grau).

ten. Eine Besonderheit ist die nichtdeterministische Vorgehensweise, wodurch sich nach und nach an verschiedenen Stellen des Datensatzes Strukturen herauskristallisieren. Das bringt den Vorteil, dass man den Ablauf vorzeitig abbrechen kann, z. B. wenn genügend Flächen für die Koregistrierung gefunden wurden.

Man könnte das hier beschriebene Verfahren zunächst unabhängig auf alle vorhandenen Datensätze anwenden. Danach würde aber keine Information über korrespondierende Flächen in den Punktwolken vorliegen. Die randomisierte Abarbeitung aller Punkte wird daher zunächst nur an einem Datensatz durchgeführt, der hierbei als Referenzdatensatz gilt. Bei den anderen Datensätzen wird wie folgt vorgegangen: Anstelle der zufälligen Auswahl von Positionen der Datenmatrix in Schritt (1) werden nur die Positionen der Schwerpunkte von bereits gefundenen Flächen des Referenzdatensatzes als Ausgangspunkte für die Ebenenanpassung gewählt. Da man davon ausgehen kann, dass die einzelnen Datensätze bereits grob registriert sind, ist die Wahrscheinlichkeit groß, hier gerade die jeweils homologe Ebene im anderen Datensatz wiederzufinden. Um sicher zu gehen, dass so gefundene Ebenen mit den Referenzflächen korrespondieren, wird zusätzlich der Winkel zwischen den Normalenvektoren überprüft und ebenso der Flächeninhalt, z. B. der konvexen Hülle der gefundenen Punktmenge. Wenn sich hierbei gute Übereinstimmungen zeigen, wird dieses

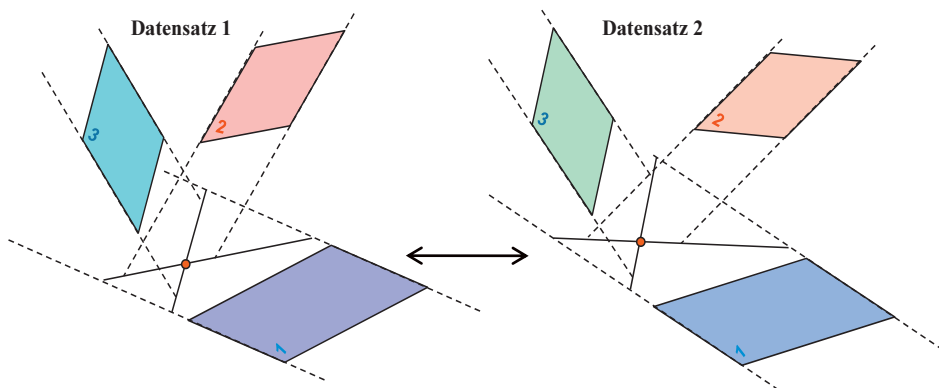
Paar von Ebenen als korrespondierend akzeptiert.

## 4 Koregistrierung der Punktwolken

Es liegen nun mit der Vorverarbeitung aus Abschnitt 3.3 Informationen über jeweils korrespondierende Ebenen des Referenzdatensatzes und der dazu auszurichtenden Punktmengen vor. Es bezeichne  $P_M$  den Referenzdatensatz und  $P_D$  die jeweils andere Punktmenge, die zu  $P_M$  koregistriert werden soll.

### 4.1 Erste Methode (Schnittpunkte)

Es seien  $E_i$ ,  $E_j$  und  $E_k$  drei Ebenen, die zum Datensatz  $P_M$  gehören, und  $(\hat{E}_i, \hat{E}_j, \hat{E}_k)$  die entsprechenden Ebenen aus  $P_D$ . Wenn  $z$  die Anzahl der paarweise korrespondierenden Ebenen ist, so gibt es insgesamt  $(1/6) \cdot z \cdot (z-1) \cdot (z-2)$  Möglichkeiten zur Auswahl eines Ebenentripels. So groß ist folglich auch die Anzahl möglicher Schnittpunkte dieser. Da die Ebenenkorrespondenzen bekannt sind, können auch die sich ergebenden Schnittpunkte einander zugeordnet werden. Abb. 5 illustriert den Vorgang der gleichzeitigen Schnittpunktbestimmung in zwei Datensätzen. Um zu vermeiden, dass nahezu parallele Ebenen geschnitten werden, wird vor der jeweiligen Berechnung der Schnittpunkte überprüft, ob die



**Abb. 5:** Je drei nicht-parallele Ebenen (Dachflächen) schneiden sich in einem 3D-Punkt. Die entsprechenden Ebenen im anderen Datensatz führen zu einer Schnittpunktkorrespondenz.

Normalenvektoren der Ebenen hinreichend voneinander abweichen. Man kann dazu z. B. das Volumen des durch die Normalenvektoren  $\mathbf{n}_i$ ,  $\mathbf{n}_j$  und  $\mathbf{n}_k$  aufgespannten Spats betrachten, welches gerade die Determinante der durch die drei Vektoren gebildeten Matrix ist, und fordern:

$$|\det(\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j, \mathbf{n}_k)| \geq s \quad (5)$$

Der Schwellwert  $s$  wird dabei z. B. auf einen Wert größer als 0,75 gesetzt, um nur möglichst schiefstehende sich schneidende Ebenen zuzulassen, was für die numerische Bestimmung des Schnittpunktes günstiger ist. Zusätzlich kann gefordert werden, dass

$$|\det(\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j, \mathbf{n}_k) - \det(\hat{\mathbf{n}}_i, \hat{\mathbf{n}}_j, \hat{\mathbf{n}}_k)| \leq \varepsilon, \quad \varepsilon > 0 \quad (6)$$

mit einem  $\varepsilon$  nahe bei Null, um so Ausreißer bei den Schnittpunktpaarungen zu vermeiden, da man so ein weiteres mal sicherstellen kann, nur jeweils zugehörige Ebenen aus den beiden Datensätzen für die Schnittpunktbestimmung genutzt zu haben. Wir verwenden die hier berechneten Kenngrößen nur zum Ausschluss einzelner Punktpaarungen, jedoch könnte diese Bewertung in Erweiterung des Verfahrens auch zu einer kontinuierlichen Gewichtung der Schnittpunkte dienen.

Mit den sich ergebenden Mengen  $M$  und  $D$  von Schnittpunkten innerhalb Referenzdatensatz  $P_M$  und Datensatz  $P_D$  sowie den gleichzeitig bekannten Zuordnungen zwischen Elementen aus  $M$  und  $D$  kann nun das in Abschnitt 2.2 beschriebene Verfahren von ARUN et al. (1987) zur Koregistrierung der Punktwolken angewendet werden. Man erhält dann eine Rotation  $R$  und eine Translation  $\mathbf{t}$ , durch die Datensatz  $P_D$  an  $P_M$  ausgerichtet werden kann. Dieses Vorgehen wird für alle vorhandenen Punktmengen  $P_D$  wiederholt, um so das Gesamtergebn einer koregistrierten Punktwolke zu erhalten.

## 4.2 Zweite Methode (Ebenenzusammenführung)

Es sei  $E_M$  eine Ebene, die zum Datensatz  $P_M$  gehört, und  $E_D$  die entsprechende Ebene aus  $P_D$ . Die Ebene  $E_M$  ist in Schritt (12) des Seg-

mentierungsverfahrens in Abschnitt 3.3 bestimmt worden und durch den Schwerpunkt  $\mathbf{c}_M$  der Menge  $S'$  zusammen mit einem Normalenvektor  $\mathbf{n}_M$  beschrieben. Für die Ebene  $E_D$  gilt entsprechendes mit dem Stützpunkt  $\mathbf{c}_D$  und  $\mathbf{n}_D$  als Normalenvektor. In Abb. 6 ist dies illustriert. Da es sich um homologe Ebenen handelt, sollte der Punkt  $\mathbf{c}_D$  den Abstand Null zur Ebene  $E_M$  besitzen, auch sollten die Normalenvektoren nach Festlegung auf positive  $z$ -Komponenten gleich sein. Um dies im Rahmen der Koregistrierung zu erreichen, wird eine rigide Transformation  $(R, \mathbf{t})$  der Punktwolke  $P_D$  durchgeführt, deren Parameter noch zu bestimmen sind. Wir erhalten damit für ein korrespondierendes Ebenenpaar folgende Bedingungen:

$$\begin{aligned} (R \cdot \mathbf{c}_D + \mathbf{t} - \mathbf{c}_M) \cdot \mathbf{n}_m &= 0 \\ (R \cdot \mathbf{n}_D) \cdot \mathbf{n}_m &= 1 \end{aligned} \quad (7)$$

Da es sich bei der Rotation  $R$  aufgrund der direkten Georeferenzierung der Punktwolken nur um eine Drehung mit kleinem Winkel handeln kann, lässt sich (7) durch folgende Näherung linearisieren:

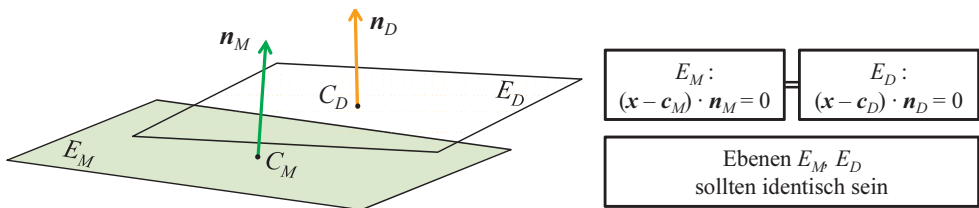
$$R \approx \begin{pmatrix} 1 & -\alpha_3 & \alpha_2 \\ \alpha_3 & 1 & -\alpha_1 \\ -\alpha_2 & \alpha_1 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Zusammen mit den Komponenten der Translation  $\mathbf{t} = (t_1, t_2, t_3)$  sind also sechs Parameter bei zwei Gleichungen pro Ebenenpaar in einem linearen Gleichungssystem zu bestimmen. Die Gleichung (7) nimmt aufgelöst nach den sechs Unbekannten folgende Gestalt an:

$$\begin{pmatrix} c_{D2} n_{M3} - c_{D3} n_{M2} & c_{D3} n_{M1} - c_{D1} n_{M3} \\ n_{D2} n_{M3} - n_{D3} n_{M2} & n_{D3} n_{M1} - n_{D1} n_{M3} \\ c_{D1} n_{M2} - c_{D2} n_{M1} & n_{M1} & n_{M2} & n_{M3} \\ n_{D1} n_{M2} - n_{D2} n_{M1} & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{pmatrix}^T \quad (9)$$

$$= \begin{pmatrix} (c_{M1} - c_{D1}) n_{M1} + (c_{M2} - c_{D2}) n_{M2} + (c_{M3} - c_{D3}) n_{M3} \\ 1 - n_{D1} n_{M1} - n_{D2} n_{M2} - n_{D3} n_{M3} \end{pmatrix}$$

Zur Bestimmung der Parameter  $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, t_1, t_2, t_3)$  werden bei dieser Methode drei Ebenenpaare benötigt. Da in der Praxis wesentlich mehr Korrespondenzen vorhanden sind, er-



**Abb. 6:** Räumliche Lage zweier homologer Ebenen vor der Ausrichtung der Datensätze.

gibt sich ein überbestimmtes lineares Gleichungssystem. Die beste Lösung hinsichtlich einer Minimierung der euklidischen Norm des Residuenvektors erhält man durch Lösung des Normalgleichungssystems oder mit Hilfe einer QR-Zerlegung der Koeffizientenmatrix, die z. B. mit dem Verfahren nach HOUSEHOLDER (1958) berechnet werden kann.

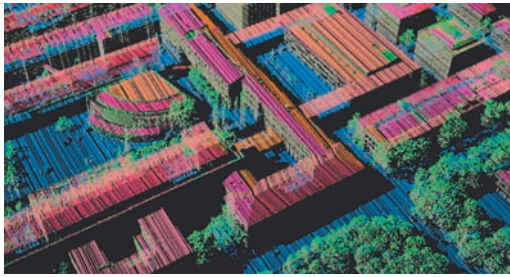
#### 4.3 Anwendung auf exemplarische Daten

In den nachfolgenden Abbildungen zeigen wir ein Beispiel eines Verarbeitungsergebnisses. In Abb. 7 sind Ausschnitte der vier unabhängig voneinander aufgezeichneten Datensätze des Testgebiets TUM zu sehen, jeweils in Schrägsicht aus einer anderen Richtung abgetastet und mit Einzelpunkten vorklassifiziert entsprechend der Methoden aus den Abschnitten 3.1 bis 3.3. Datensatz 1 dient als Referenzdatensatz. Die anderen drei Punktwolken werden durch die jeweils berechnete Rotation  $R$  und Translation  $t$  zum Referenzdatensatz ausgerichtet. In der rechten Spalte ist dieses Ergebnis in Form der Drehwinkel in Grad zusammen mit dem berechneten Translationsvektor aufgelistet. Zur Bewertung der zwei verwendeten Methoden aus Abschnitt 4.1 bzw. 4.2 werden vor und nach der Koregistrierung Kenngrößen ermittelt, die in je einem der Verfahren minimiert wurden. Dies sind zum einen der mittlere Abstand  $d_1$ , der Ebenenschnittpunkte aus Abschnitt 4.1, zum anderen der mittlere Abstand  $d_2$  von Ebenenpunkten zur jeweils homologen Ebene des anderen Datensatzes. Diese Werte sind ebenfalls aufgeführt. Abb. 8 zeigt schließlich exemplarisch den Vergleich aller Datensätze vor bzw. nach der Koregistrierung anhand eines Querschnitts durch ein Gebäudedach.

## 5 Abschließende Bemerkungen

Die hier vorgestellte Koregistrierung mehrerer Laser-Punktwolken beruht auf einer Zuordnung von zuvor aus den Einzelpunkten abgeleiteten ebenen Strukturen, die bei Daten von städtischem Gebiet häufig zu finden sind. Im Vergleich zum ICP-Verfahren wird keine Iterationsschleife benötigt, da die exakte Zuordnung homologer Ebenen in den bereits approximativ georeferenzierten Daten möglich ist. Der Zeitbedarf für den Vorgang der Koregistrierung ist daher nahezu vernachlässigbar, der Großteil der Rechenzeit wird auf die vorgeschalteten Filter- und Segmentationsverfahren verwendet. Eine Vorklassifizierung der Punkte ist aber ohnehin in vielen Fällen für die anschließende Verarbeitung erforderlich.

In zahlreichen Tests stellte sich heraus, dass die erste Methode merklich von den Parametereinstellungen in den Formeln (5) und (6) abhängt. Bei den Schnittpunkten zeigte sich also nicht die zunächst erwartete Stabilität. Insbesondere dann, wenn die sich schneidenden Ebenen hunderte Meter auseinander liegen oder sich unter einem flachen Winkel schneiden, schwanken auch die Schnittpunkte um mehrere Meter (abhängig von der Ebenen-anpassung). Mit der zweiten Methode wurden deutlich bessere Ergebnisse erzielt. Hier konnte eine durchschnittliche Angleichung der Ebenenpunkte nach der Koregistrierung bis auf ca. 20 cm an die jeweils homologe Ebene des anderen Datensatzes erreicht werden. Die verbleibenden Abstände sind auf Restfehler bei der Sensorkalibrierung zurückzuführen, der Wert liegt aber auch im Bereich der hardwareseitigen Entfernungsauflösung des Laserscanners. Zukünftige Arbeiten werden sich mit der Detektion von Objektänderungen in Datensätzen beschäftigen, die mit bestimmten Zeitabständen aufgenommen wurden.



(a) Datensatz 1  
Referenzdatensatz

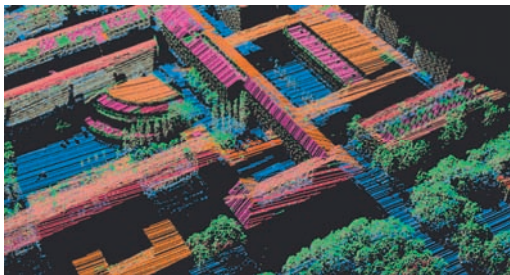


(b) Datensatz 2

Methode 1  
Drehwinkel [°] (-0.0772, 0.1831, 0.0957)  
Translation [m] (-1.7640, -1.4650, -0.9395)

Methode 2  
Drehwinkel [°] (-0.0040, -0.0441, 0.0790)  
Translation [m] (-1.5128, -1.4491, -1.0440)

	vorher	Methode1	Methode2
d1 =	2.5231 m	0.7728 m	0.7818 m
d2 =	0.9795 m	0.3792 m	0.1123 m

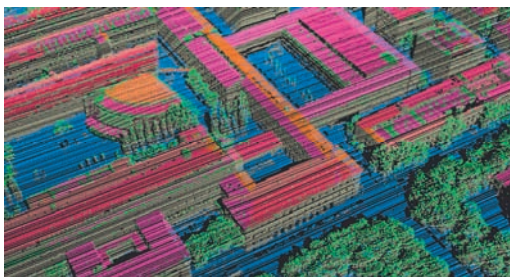


(c) Datensatz 3

Methode 1  
Drehwinkel [°] (-0.3759, -0.1294, 0.2255)  
Translation [m] (1.2782, -3.7817, 0.4491)

Methode 2  
Drehwinkel [°] (-0.1355, -0.0944, 0.2022)  
Translation [m] (1.201, -3.0897, 0.4006)

	vorher	Methode1	Methode2
d1 =	4.5251 m	1.3812 m	1.5406 m
d2 =	1.6615 m	0.3928 m	0.2479 m



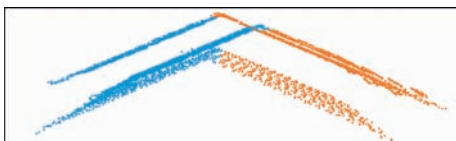
(d) Datensatz 4

Methode 1  
Drehwinkel [°] (0.0687, -0.1901, -0.0673)  
Translation [m] (0.8346, 3.4220, -0.0641)

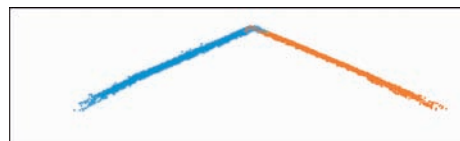
Methode 2  
Drehwinkel [°] (0.0696, -0.0001, -0.0448)  
Translation [m] (0.4133, 2.6527, -0.1068)

	vorher	Methode1	Methode2
d1 =	3.6649 m	0.7061 m	1.0897 m
d2 =	1.1316 m	0.3688 m	0.1702 m

Abb. 7: Koregistrierung von vier verschiedenen Ansichten des gleichen urbanen Gebiets.



(a)



(b)

Abb. 8: Blick längs eines Gebäudedachs, (a) vor der Koregistrierung, (b) nach der Koregistrierung.

## Literatur

- ARUN, K.S., HUANG, T.S. & BLOSTEIN, S.D., 1987: Least square fitting of two 3-d point sets. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **9** (5): 698–700.
- BESL, P.J. & MCKAY, N.D., 1992: A method for registration of 3-D shapes. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **14** (2): 239–256.
- BURMAN, H., 2000: Calibration and Orientation of Airborne Image and Laser Scanner Data Using GPS and INS. – Dissertation, Royal Institute of Technology, Stockholm, Schweden. ISBN 91-7170-565-1.
- DOLD, C. & BRENNER, C., 2006: Registration of terrestrial laser scanning data using planar patches and image data. – The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (5): 78–83.
- FILIN, S., 2003: Recovery of Systematic Biases in Laser Altimetry Data Using Natural Surfaces. – Photogrammetric Engineering & Remote Sensing **69** (11): 1235–1242.
- 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.
- GEIBEL, R. & STILLA, U., 2000: Segmentation of laser-altimeter data for building reconstruction: Comparison of different procedures. – International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing **33** (B3): 326–334.
- HEBEL, M. & STILLA, U., 2007: Automatic registration of laser point clouds of urban areas. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (3/W49A): 13–18.
- HOOVER, A., JEAN-BAPTISTE, G., JIANG, X., FLYNN, P.J., BUNKE, H., GOLDOF, D.B., BOWYER, K., EGERT, D.W., FITZGIBBON, A. & FISHER, R.B., 1996: An Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **18** (7): 673–689.
- HOUSEHOLDER, A.S., 1958: Unitary Triangularization of a Nonsymmetric Matrix. – Journal of the ACM **5** (4): 339–342.
- JUTZI, B. & STILLA, U., 2006: Range determination with waveform recording laser systems using a Wiener Filter. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **61** (2): 95–107.
- KAGER, H., 2004: Discrepancies Between Overlapping Laser Scanner Strips – Simultaneous Fitting of Aerial Laser Scanner Strips. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **35** (B/1): 555–560.
- MAAS, H.-G., 2000: Least-Squares Matching with Airborne Laserscanning Data in a TIN Structure. – International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing **33** (3A): 548–555.
- RABBANI, T., DIJKMANN, S., VAN DEN HEUVEL, F. & VOSSELMAN, G., 2007: An integrated approach for modelling and global registration of point clouds. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **61** (6): 355–370.
- REITBERGER, J., KRZYSZEK, P. & STILLA, U., 2008A: Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees. – International Journal of Remote Sensing **29** (5): 1407–1431.
- REITBERGER J., SCHOERR C., KRZYSZEK P. & STILLA, U. 2008B: Towards 3D mapping of forests: A comparative study with first/last pulse and full waveform LiDAR data. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **37** (B8): 1397–1404.
- RESSL, C., KAGER, H. & MANDLBURGER, G., 2008: Quality checking of ALS Projects Using Statistics of Strip Differences. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **37** (3B): 253–260.
- RUTZINGER, M., HÖFLE, B., HOLLAU, M. & PFEIFER, N., 2008: Object-Based Point Cloud Analysis of Full-Waveform Airborne Laser Scanning Data for Urban Vegetation Classification. – Sensors **8** (8): 4505–4528.
- SCHNABEL, R., WAHL, R. & KLEIN, R., 2006: Shape Detection in Point Clouds, – *Technical Report CG-2006-2*, Universität Bonn.
- SITHOLE, G. & VOSSELMAN, G., 2004: Experimental comparison of filter algorithms for bare-earth extraction from airborne laser scanning point clouds. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **59** (1–2): 85–101.
- SKALLOUD, J. & LICHTI, D., 2006: Rigorous approach to bore-sight self-calibration in airborne laser scanning. – ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing **61** (1): 47–59.
- SKALLOUD, J. & SCHAEER, P., 2007: Towards Automated LiDAR Bore-sight Self-calibration. – 5th Symposium on Mobile Mapping Technology, Padua, Italien.
- STILLA, U. & JUTZI, B., 2009: Waveform Analysis for Small-Footprint Pulsed Laser Systems. – Topographic Laser Ranging and Scanning: Principles and Processing. Boca Raton, FL: Taylor & Francis: 215–234.
- VOSSELMAN, G., 2008: Analysis of planimetric accuracy of airborne laser scanning surveys. – International Archives of Photogrammetry, Re-

- ote Sensing and Spatial Information Sciences **37** (3A): 99–104.
- VOSSELMAN, G., GORTE, B.G.H., SITHOLE, G. & RAB-BANI, T., 2004: Recognising structure in laser scanner point clouds. – International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **36** (8): 33–38.
- WEHR, A. & LOHR, U., 1999: Airborne Laser Scanning - an Introduction and Overview. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **54**: 68–82.

## Adressen der Autoren:

Dipl.-Math. techn. MARCUS HEBEL, FGAN-FOM Forschungsinstitut für Optronik und Mustererkennung, Gutleuthausstr. 1, D-76275 Ettlingen, Tel.: +49-7243-992-323, Fax: +49-7243-992-299, e-mail: hebel@fom.fgan.de

Prof. Dr.-Ing. UWE STILLA, Fachgebiet Photogrammetrie und Fernerkundung, Technische Universität München, Arcisstr. 21, D-80333 München, Tel.: +49-89-289-22671, Fax: +49-89-2809573, e-mail: stilla@tum.de

Manuskript eingereicht: September 2008  
Angenommen März 2009