
Generierung von thermischen Punktwolken von Gebäuden aus Infrarotbildsequenzen und MLS-Punktwolken

Ludwig HOEGNER, Jingwei ZHU, Yusheng XU und Uwe STILLA

Zusammenfassung

Thermische Infrarotbilder (TIR-Bilder) werden häufig zur Bewertung des Energieverbrauchs und der Leckagen von Gebäuden verwendet. Um die Schwierigkeiten der Bildinterpretation und der Verdeckung in TIR-Bildern zu reduzieren, ist der Übergang von Bilddaten zu georeferenzierten 3D-Koordinaten von Gebäuden erforderlich. In diesem Beitrag werden die Punktwolken des mobilen Laserscannings (MLS) und TIR-Bilder kombiniert. Zunächst wird eine Methode zur Extraktion und Zuordnung von markanten Punkten sowohl aus der Punktwolke als auch den TIR-Bildern auf der Grundlage von Linienüberschneidungen vorgestellt und mit der Extraktion von 2D und 3D Harris-Corner-Punkten verglichen. Dann wird ein Korrespondenzbestimmungsalgorithmus auf der Grundlage von RANSAC für die Orientierungsschätzung der TIR-Bilder relativ zur Punktwolke vorgeschlagen und getestet. Schließlich wird Non-Local-Means verwendet, um für jeden 3D Punkt aus allen TIR-Bildern einen finalen Intensitätswert zu bestimmen. Das Fusionsergebnis stellt die Wärmestrahlung von Gebäudeelementen mit detaillierten geometrischen Informationen qualitativ dar.

1 Einleitung

Die Erstellung eines attributreichen 3D-Modells mit thermischen Informationen aus TIR-Bildern ist eine praktische Lösung, die bei der Bewertung der Energieeffizienz von Gebäuden (WRIGHT ET AL. 2002, KORNIYENKO 2002) der Analyse von Elementen oder Rohrleitungen für die Nachrüstung (BALARAS & ARGIRIOU 2002, CHO ET AL. 2015) der Inspektion und Lokalisierung von Bauschäden (LERMA ET AL. 2011, GARRIDO ET AL. 2018) und der Überwachung des Energieverbrauchs von Gebäuden (HAM & GOLPARVAR-FARD 2015) eingesetzt werden kann. Die derzeitige thermische Kartierung von 3D-Gebäuden erfolgt hauptsächlich durch die Abbildung von thermischen Texturen auf das archivierte 3D-Gebäudemodell (z. B. aus CityGML). 3D-Gebäudemodelle von Bestandsgebäuden haben meist keine detaillierte Geometriedarstellung der Gebäudestrukturen. Aufgrund der Unschärfe von TIR-Bildern werden für die Koregistrierung häufig gleichzeitig aufgenommene RGB-Bilder verwendet. Steht das zusätzliche RGB-Bild nicht zur Verfügung, werden präzise Georeferenzinformationen (z. B. GPS-Positionen) benötigt, die in dichten Stadtgebieten aufgrund von Signalstörungen nur schwer zu erhalten sind. Alternativ können MLS-Punktwolken und TIR-Bilder kombiniert werden, um eine Georeferenzierung der TIR-Bilder zu erreichen (SANHUDO ET AL. 2018). Für die Koregistrierung von Punktwolken und Bildern sind eine Reihe von Ansätzen entwickelt worden. LIU & STAMOS (2007) verwenden Fluchtpunkte, um Bilder mit 3D-Entfernungsmodellen abzugleichen. MASTIN ET AL. (2009) nutzen Mutual Information zwischen sichtbaren Bildern und LiDAR-Daten und leiten daraus die Kamerapositionsparameter ab.

SATTLER ET AL. (2011) ermitteln die Position des Bildes mit einer Korrespondenzsuche in direkten Deskriptoren in 2D und 3D. CASELITZ (2016) konstruiert Punktwolken aus Verknüpfungspunkten in den Bildern und koregistriert diese dünne Punktwolke mit der LiDAR Punktwolke. CUI ET AL. (2016) schlagen eine linienbasierte Registrierungsmethode für Panoramabilder und Punktwolken vor. ALBA ET AL. (2011) integrieren RGB- und IR-Wärmebildkameras zu einem Bicamera-System und registrieren die Bilder dann in das Referenzsystem eines terrestrischen Laserscanners. HOEGNER & STILLA (2015) schlagen eine automatische Registrierungsmethode vor, um die TIR-Bildsequenz über eine Bündelausgleichung auf ein gegebenes 3D-Gebäudemodell zu registrieren. Das Ergebnis liefert Thermaltexturen der im 3D Modell vorhandenen und in den TIR-Bildern sichtbaren Fassadenebenen. IWASZCZUK & STILLA (2017) verwenden Kanten des 3D-Modells und aus TIR-Luftbildern extrahierte Liniensegmente zur Koregistrierung und Verfeinerung der Bildorientierungen. WEINMANN ET AL. (2014) schlagen eine Koregistrierung über markante Punkte mit Hilfe der robusten Matching-Methode vor, um die entsprechenden markanten Punkte in Intensitäts- und IR-Bildern zu finden, und führten eine Koregistrierung der IR-Bilder mit Entfernungsbildern durch Anwendung einer auf Zufallsstichproben basierenden Konsensprojektion (RANSAC) durch. LIN ET AL. (2019) wenden die schnelle globale Registrierung auf thermische Punktwolken und RGB-Punktwolken für eine grobe Koregistrierung an, um korrespondierende Punkte im thermischen und RGB-Bildpaar zu finden. LAGÜELA & ARMESTO (2012) extrahieren Liniensegmente separat aus IR-Bildern und Punktwolken. Mit den entsprechenden Linien können die Kamerapositionen durch RANSAC geschätzt werden. Obwohl diese Koregistrierung von thermischen Infrarotbildern und Punktwolken in Innenräumen in der Regel gute Ergebnisse liefert, gibt es nur wenige Beiträge, die versuchen, thermische Infrarotbilder mit MLS-Punktwolken in großen Szenen zu koregistrieren.

2 Koregistrierung von MLS-Punktwolken und TIR-Bildern

Dieser Beitrag beschreibt ein Verfahren, um eine Punktwolke und ein Thermalbild direkt über markante Punkte zu verknüpfen. Für die Punktwolke steht dabei nur die geometrische Information zur Verfügung und keine Intensitätswerte. Die Vorverarbeitung und die Erkennung von Merkmalen werden zunächst getrennt für TIR-Bilder und Punktwolken durchgeführt, mit dem Ziel, das Rauschen zu filtern und zuverlässige und repräsentative Merkmale zu erkennen. Danach wird eine Korrespondenzsuche auf Basis geometrischer Nachbarschaften durchgeführt. Korrespondierende 3D-Punkte der Punktwolke und 2D-Punkte im Thermalbild werden nun als Passpunkte für die Bestimmung der Orientierung des Thermalbildes verwendet und die Punktwolke in die Bildebene der Kamera projiziert, um dort thermale Intensitätswerte für die Punkte der Punktwolke zu interpolieren. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass für die Thermalkamera vorab eine geometrische Kalibrierung durchgeführt worden ist und die Bilder entsprechend entzerrt wurden. Es werden zwei unterschiedliche Verfahren zur Extraktion von korrespondierenden, markanten Punkten aus der Punktwolke und dem Infrarotbild verglichen. Zum einen werden 2D Harris-Corner-Punkte (HARRIS & STEPHENS 1988) im Bild und 3D Harris-Corner-Punkte in der Punktwolke (SIPIRAN & BUSTOS 2011) detektiert und kombiniert, zum anderen werden sowohl in der Punktwolke als auch im Bild markante Linien gesucht und deren Schnittpunkte extrahiert. In beiden Fällen werden nur die Koordinaten der markanten Punkte gespeichert, keine Deskriptoren, da diese

in der Punktwolke nur aus geometrischen Nachbarschaften und im Thermalbild nur aus radiometrischen Nachbarschaften bestünden und daher nicht vergleichbar sind. Entsprechend findet die Zuordnung zwischen 3D-Punkten und 2D-Punkten im Rahmen einer Ausgleichung bei der Schätzung der Orientierung des Infrarotbildes statt.

2.1 Extraktion von 2D- und 3D-Harris-Corner-Punkten

Da radiometrische Beschreibungen der lokalen Umgebung bei der Korrespondenzsuche nicht helfen, wird hier der Harris-Corner-Detektor eingesetzt. Wegen der häufig unscharfen Kanten und schwachen Kontraste in Infrarotbildern werden die Schwellen für die Detektion dieser markanten Punkte sehr niedrig angesetzt. Dadurch kommt es entlang von Kanten zu einer starken Häufung von Punkten (Abb. 1a). Segmentiert man diese Cluster (Abb. 1b), so kann man je Cluster den markanten Punkt erhalten, der in einem Cluster das lokale Maximum der Antwortfunktion des Harris-Corner-Detektors ist (Abb. 1c). Die so reduzierten Merkmalspunkte konzentrieren sich an Stellen im Bild mit starken Kanten. Das sind teilweise die Ecken von Fenstern oder Fassaden, häufig aber auch Punkte entlang von Linienstrukturen oder kleineren, oft unstrukturierten Objekten. Vergleicht man diese Punkte mit den markanten Punkten, die über Harris3D aus der Punktwolke extrahiert werden, so fällt auf, dass die 2D Harris-Corner-Punkte nicht immer repräsentativ für die Geometrie des Objektes sind und somit keine direkte Entsprechung zu den markanten 3D-Punkten aus der Punktwolke haben. Im Vergleich zu gut gerasterten Bildern sind Punktwolken in einem unregelmäßigen Raster. Der Harris-3D-Operator ist ein wichtiger Detektor, der vom 2D-Harris-Detektor abgeleitet wurde. Unter den angepassten 3D-Keypoint-Detektoren erweist sich Harris 3D als robuster, da die Wahrscheinlichkeit, dass die von Harris 3D erkannten Punkte falsch zugeordnet werden, geringer ist.

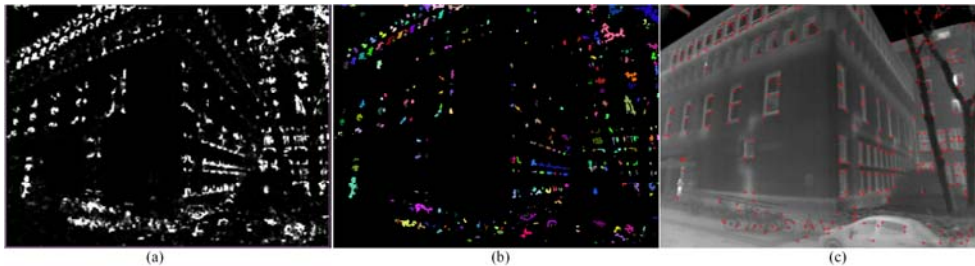


Abb. 1: Markante Punkte des Harris-Corner-Detektors auf einem Thermalbild. (a) Detektierte Punkte. (b) Segmentierte Cluster der markanten Punkte. (c) Reduktion auf markante Punkte, die das lokale Maximum des Clusters sind. Überlagerung mit dem Thermalbild.

2.2 Extraktion von 2D- und 3D-Linienschnittpunkten

Eine alternative Herangehensweise besteht darin, nicht markante Punkte, sondern markante Linien im Bild zu extrahieren. Sie beschreiben eher die Geometrie des Objektes. Abbildung 2 zeigt die einzelnen Schritte. Nach der Detektion von markanten Liniensegmenten (Abb. 2b) über einen Canny-Operator und anschließende Houghtransformation werden die Schnittpunkte dieser Linien bestimmt (Abb. 2c). Sie liegen zumeist in den Ecken von Fenstern oder Fassaden.

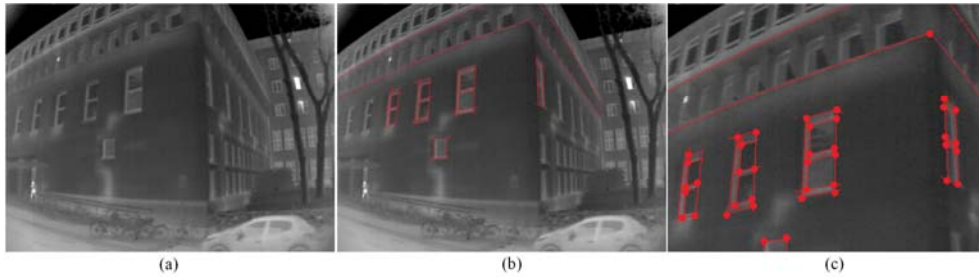


Abb. 2: Extraktion von Schnittpunkten markanter Linien. (a) Originalbild. (b) Detektierte Liniensegmente. (c) Schnittpunkte von Liniensegmenten.

Ähnlich wie bei den Kantenlinien im 2D-Bild sollen die markanten 3D-Linien von Gebäuden zur Detektion von markanten Ecken verwendet werden. Die konvexe Hülle des Gebäudes kann als die Begrenzung der Punktmenge angesehen werden. Aufgrund der ungeordneten Struktur der Punktwolke ist es schwierig, die Liniensegmente im 3D-Raum direkt zu finden. Daher werden die Schlüsselpunkte aus der konvexen Hülle der Fassadenebenen extrahiert (Abb. 3). Zunächst werden in der Punktwolke Ebenen segmentiert und die Punkte der konvexen Hülle für jede Ebene bestimmt. Jedes Segment ist eine Fassade des Gebäudes (Abb. 3 b,d). Jedes Segment wird nun in das lokale Koordinatensystem der Ebene überführt, so dass der Schwerpunkt des Segments der Ursprung und die Normale der Ebene die z-Achse ist. Anschließend wird die Ebene auf eine Bildebene projiziert und die konvexe Hülle der Ebene ermittelt (Abb. 3 c,e). Schließlich werden die Punkte der konvexen Hülle zurück in den 3D-Raum projiziert und in ihr ursprüngliches Koordinatensystem zurücktransformiert (Abb. 3f). Das Ergebnis sind die markanten Punkte, die die Ecken oder Grenzen von Gebäuden darstellen. Die Schnittpunkte der Liniensegmente bilden nun die markanten Punkte der Punktwolke.

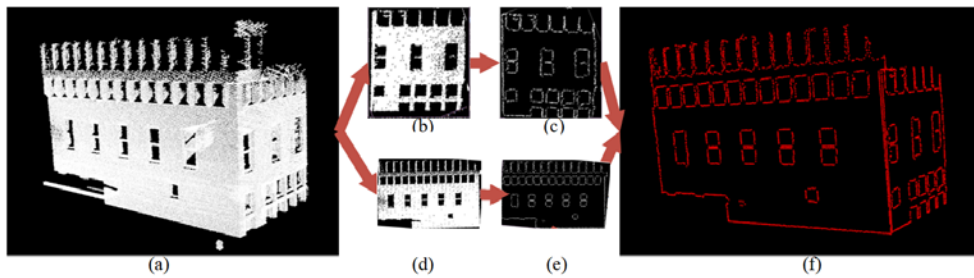


Abb. 3: Extraktion von Liniensegmenten aus der Punktwolke. (a) Originale Punktwolke. (b)+(d) 2D-Projektionen der segmentierten Punkte der beiden Fassaden. (c)+(e) Extraktion der markanten Linien aus beiden Fassaden. (f) Darstellung der Liniensegmente in 3D.

2.3 Bestimmung der Orientierung der Thermalbilder

Da die Beschreibung der markanten Punkte durch radiometrische Merkmale bei der Korrespondenzsuche zwischen Punktwolke und Infrarotbild nicht hilft, stehen für die Punktwolke und das Bild jeweils ein Satz an markanten Punkten mit ihren Koordinaten zur Verfügung.

Damit ergibt sich eine große Zahl an möglichen Kombinationen. Für die Lösung dieses Zuordnungsproblems wird üblicherweise das RANSAC-Verfahren eingesetzt. Als Modell wird der räumliche Rückwärtsschnitt verwendet, der aus der Korrespondenz von 3D-Passpunkten und ihren korrespondierenden Bildpunkten die Orientierung des Bildes schätzt, in diesem Fall eine Rotationsmatrix und einen Translationsvektor. RANSAC wählt zwei zufällige gleichgroße Teilmengen an markanten 2D- und 3D-Punkten aus und bestimmt daraus passende Orientierungsparameter. Dabei wird davon ausgegangen, dass eine ungefähre näherungsweise Orientierung der TIR-Bildern bekannt ist. Mit diesen Parametern werden nun alle markanten 3D-Punkte in den Bildraum projiziert und dort nach den nächstgelegenen markanten 2D-Punkten gesucht. Um die Suche zu beschleunigen und robuster zu machen, wird dabei das Bild in Patches mit jeweils gleich vielen markanten Punkten unterteilt und nur innerhalb dieser Teilmengen nach Korrespondenzen gesucht. Je höher die Rate an im Bild gefundenen Korrespondenzen zu markanten 3D-Punkten, umso besser die Orientierung

2.4 Fusion der Thermalbilder mit der Punktwolke

Nachdem die Orientierungsparameter der Thermalbilder optimiert sind, werden die Punkte der Punktwolke in alle Bilder projiziert, in denen sie sichtbar sind und dort über eine bilineare Interpolation ein thermaler Intensitätswert bestimmt. Die 3D-Punkte haben nun einen Vektor an Intensitätswerten aus den verschiedenen Bildern. Die Auswahl des finalen Intensitätswertes für jeden 3D-Punkt erfolgt auf Basis eines Non-Local-Means (BUADES ET AL. 2005). Non-Local-Means berücksichtigt die Intensitätswerte aller Punkte in Bild und bestimmt für alle Punktepaare einen Gewichtungsfaktor mit dem der Intensitätswert des einen Punktes den anderen Punkt beeinflusst. Entsprechend werden die ursprünglichen Intensitätswerte gewichtet und so das Bild geglättet. Hier wird die Idee auf die Intensitätsvektoren der 3D-Punktwolke angewendet. Die Ähnlichkeit zweier Intensitätsvektoren ergibt sich dann aus den elementweisen Differenzen der Vektoren geteilt durch den Abstand der Punkte im Raum.

3 Experimente

Abbildung 4 zeigt für verschiedene Parametersätze die Ergebnisse des Harris-Corner-Detektors auf einem TIR-Bild. Abbildungen 4 a-d zeigen alle extrahierten Punkte, Abbildungen 4 e-h zeigen die ausgewählten lokalen Maxima als markante Punkte. Es lässt sich generell feststellen, dass der Harris-Corner-Detektor mehr markante Punkte findet als die Linienextraktion. Die Punkte liegen aber nicht immer in den Ecken von Objekten wie Fenstern. Auch werden häufig Harris-Corner-Punkte an Störobjekten gefunden wie der Vegetation, Fahrzeugen oder Personen. Da die Punktwolke nicht zum selben Zeitpunkt aufgenommen wurde, erzeugen diese Punkte fehlerhafte Zuordnungen. Auffällig ist auch, dass die Schnittpunkte der Liniensegmente häufig die Außenecke der Fensterrahmen finden, wohingegen die Harris-Corner-Punkte meist an der Innenecke des Rahmens liegen. Man sieht im unteren Bildbereich, dass im Bereich des Fahrzeugs, der Fahrräder und des Geländers eine Reihe von Punkten gefunden wird.

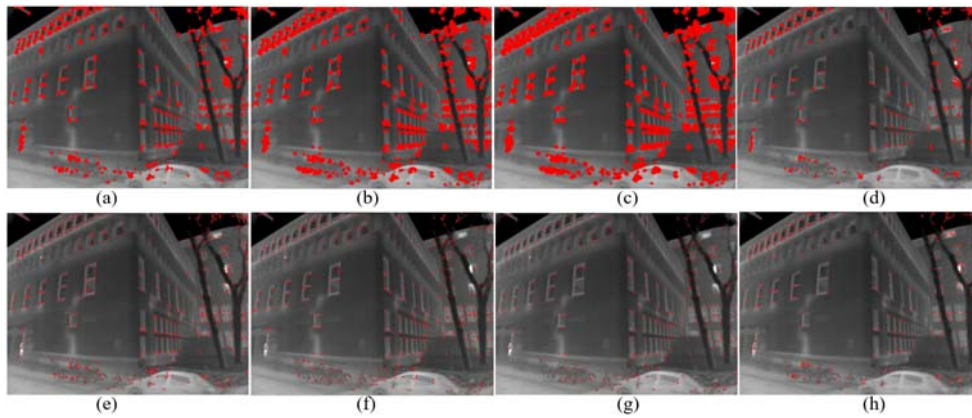


Abb. 4: Extraktion von Harris-Corner-Punkten mit verschiedenen Eingangsparametern. (a-d) Variation der Fenstergröße des Detektors. (e-h) Finale Punkte nach Auswahl der lokalen Maxima.

Abbildung 5 zeigt das Ergebnis der Extraktion der Schnittpunkte. Dabei wurde die Mindestanzahl an Punkten variiert, die nötig ist, um in der Hough-Transformation eine Linie zu detektieren. Man erkennt, dass gegenüber der idealisierten Annahme in Abbildung 2 deutlich weniger Eckpunkte erkannt werden.

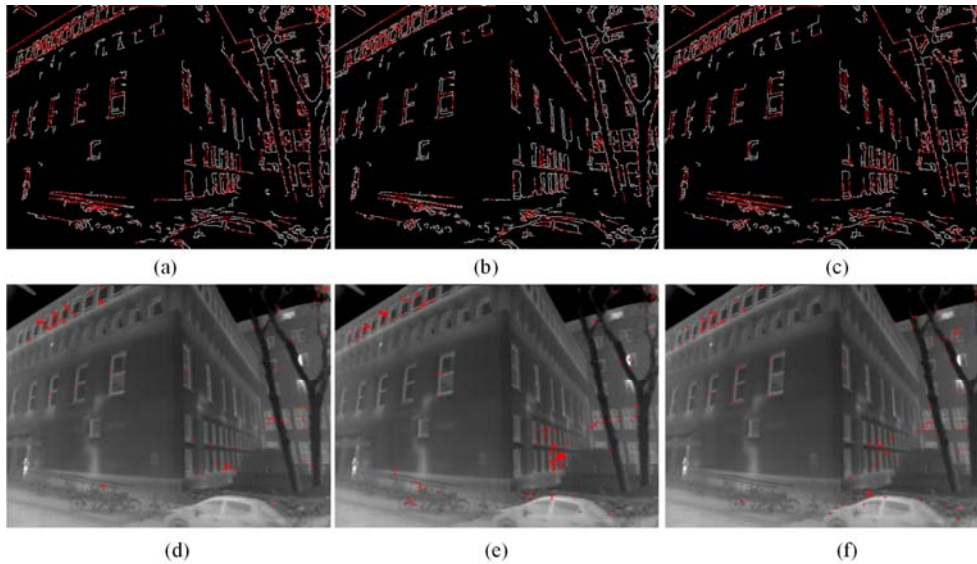


Abb. 5: Extraktion von Schnittpunkten von 2D-Liniensegmenten für verschiedene Mindestanzahl an Canny-Punkten, die zu einer Linie gehören. (a+d) Mindestanzahl 10 Punkte. Daraus die Schnittpunkte. (b+e) Mindestanzahl 20 Punkte. Daraus die Schnittpunkte. (c+f) Mindestanzahl 30 Punkte. Daraus die Schnittpunkte.

Die Detektion der 3D-Harris-Corner-Punkte wird ebenfalls mit mehreren Parametervariationen getestet (Abb. 6). Der Radius um den 3D-Punkt bestimmt dabei die Größe der Nachbarschaft, die für die Berechnung verwendet wird, und der Schwellwert bestimmt die Unterscheidung der Eckpunkte von den Nicht-Eckpunkten. In Anbetracht der Voxelgröße der Punktwolke sollte der Radius größer als 0,1 m sein. Es werden mehr markante Punkte erkannt, wenn der Radius von 0,3 auf 0,15 verringert wird. Wenn der Radius jedoch zu klein gewählt wird, wie in Abbildung 6d gezeigt, erscheinen falsche markante Punkte an der Wand, da nicht genügend Nachbarpunkte vorhanden sind. Am Vergleich von Abbildung 6a und 6c kann man feststellen, dass bei größerem Schwellwert weniger markante Punkte erkannt werden.

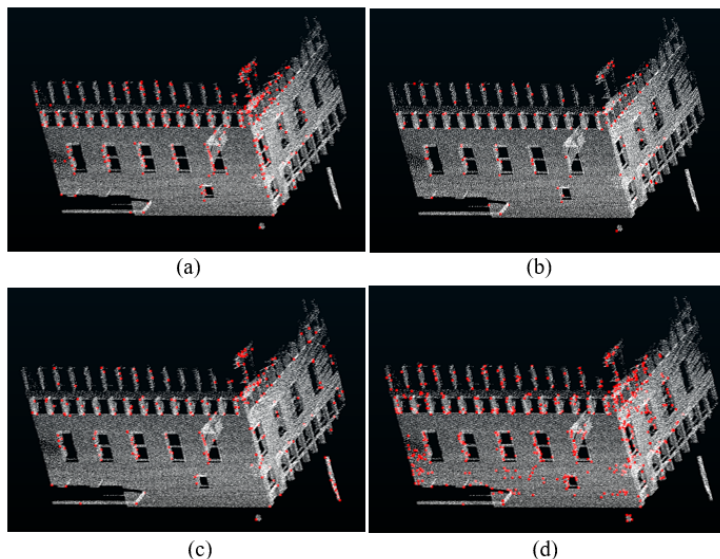
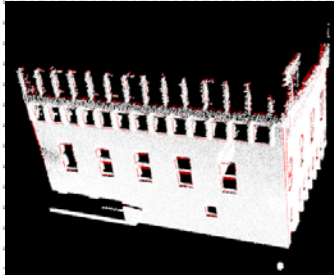


Abb. 6: Extraktion von Schnittpunkten von 2D-Liniensegmenten für verschiedene Mindestanzahl an Canny-Punkten, die zu einer Linie gehören. (a+d) Mindestanzahl 10 Punkte. Daraus die Schnittpunkte. (b+e) Mindestanzahl 20 Punkte. Daraus die Schnittpunkte. (c+f) Mindestanzahl 30 Punkte. Daraus die Schnittpunkte.

Die zweite Methode zur Extraktion von markanten 3D-Punkten ist die Analyse der konvexen Hülle der Fassadenpunkte. In Abbildung 7 werden zwei Ebenen als Fassadensegmente erkannt, und die markanten Punkte (rot) sind zumeist Punkte entlang der Kanten der Fenster und der Fassaden. Tabelle 1 zeigt das Ergebnis der Koregistrierung der Punkte für die verschiedenen Verfahren. Man sieht, dass 2D und 3D Harris-Detektor mehr markante Punkte finden als die Schnittpunktverfahren, dass aber die Koregistrierung von 2D und 3D Harris-Detektor weniger Korrespondenzen findet. Die beiden gemischten Verfahren aus Harris und Schnittpunkten liefern die meisten Korrespondenzen. Leicht dahinter liegt die Koregistrierung ausschließlich mit Schnittpunkten. Prüft man die Abstände der korrespondierenden Punkte, so sieht man, dass für das Schnittpunktverfahren der Abstand zwischen den projizierten 3D Schnittpunkten zu den korrespondierenden 2D Schnittpunkten am kleinsten ist. Das kann als Indiz für eine korrekte Zuordnung gewertet werden.

Tabelle 1: Ergebnisse der Extraktion markanter Punkte und der Korespondenzsuche.

Methode	Anzahl 2D Punkte	Anzahl 3D Punkte	Anzahl gefundene Korrespondenzen	Mittlerer Abstand korr. Punkte in px
2D Harris / 3D Harris	231	503	79	26,62
2D Schnittpunkte / 3D Harris	177	503	100	27,28
2D Harris / 3D Schnittpunkte	231	364	100	19,28
2D / 3D Schnittpunkte	177	364	92	19,03

**Abb. 7**

Markante Punkte in der konvexen Hülle der Fassadenebenen.

4 Bewertung und Ausblick

Die vollautomatische Bestimmung der Bildorientierung über das RANSAC-Verfahren ist extrem abhängig von den gefundenen markanten Punkten. Da die Punkte keine Deskriptoren haben und so nur die geometrischen Abstände minimiert werden, zeigt sich, dass es viele mathematisch ähnlich gute Lösungen gibt, die jedoch mit der tatsächlichen Orientierung des Bildes nichts gemeinsam haben. Es ist daher notwendig, den Wertebereich der zu schätzenden Orientierungsparameter einzuschränken. Es zeigt sich auch, dass verschiedene Kombinationen von markanten 2D- und 3D-Punkten unterschiedlich gute Ergebnisse liefern. Den kleinsten Rückprojektionsfehler für korrespondierende 2D/3D Punktpaare hat das rein Schnittpunkt basierte Verfahren. Jedoch führen insbesondere die Punkte an den Fassadenkanten zu Fehlzuordnungen, da diese Punkte in den Bildern häufig nicht gefunden werden. So wird die Unterkante der Fassade den Fahrrädern zugeordnet. In Abbildung 8 ist das Ergebnis der Projektion zu sehen. Abbildung 8b zeigt die Projektion der konvexen Hülle der Punktwolke in das Thermalbild. Man sieht, dass zum oberen Bildrand hin die Positionen der Fenster verschoben sind. Das liegt an einem Sprung in der Fassadenebene. Außerdem sieht man, dass die Unterkante des Gebäudes abweicht. Das hat mit den Störobjekten im Vordergrund zu tun. Zum Bildrand hin verkippt die Unterkante des Gebäudes leicht. Das ist vermutlich auf die begrenzte Genauigkeit der Korrektur der radialen Verzeichnung zurückzuführen. Abbildung 8c zeigt die eingefärbte Punktwolke in Falschfarben zur Kontrastverbesserung entsprechend der in Abbildung 8b dargestellten Projektion. Obwohl die Strategie nicht robust genug ist, um ohne Anfangsorientierung der TIR-Bilder auszukommen, hat sie sich für die automatische Koregistrierung von TIR-Bildern und MLS-Punktwolken bewährt. Das Fusionsergebnis beschreibt nicht nur die Strahldichte der Fassade des Gebäudes, sondern hilft auch bei der Analyse der thermischen Eigenschaften. Zukünftige Arbeiten umfassen die radiometrische Kalibrierung von Wärmebildkameras zur quantitativen Analyse und weitere Strategien wie z. B. die linien- oder objektbasierte Koregistrierung.

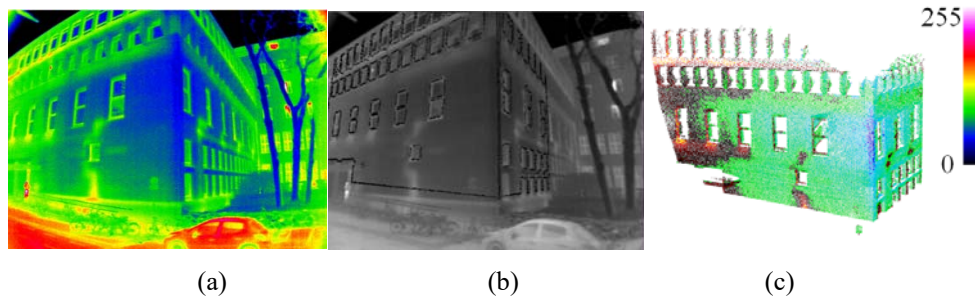


Abb. 8: Fusionierte 3D-Punktwolke mit TIR-Intensitäten. (a) Thermalbild, Falschfarbendarstellung. (b) Projektion der konvexen Hülle der Punktwolke (schwarze Punkte) in das Thermalbild. (c) Punktwolke mit TIR-Intensitäten, Falschfarbendarstellung.

Danksagung

Diese Arbeit wurde im Rahmen des Leonhard Obermeyer Center (LOC) an der Technischen Universität München (TUM) durchgeführt. Die Daten werden vom Fraunhofer IOSB zur Verfügung gestellt.

Literatur

- Alba M.I., Barazzetti L., Scaioni M., Rosina E. & Previtali M. (2011): *Mapping infrared data on terrestrial laser scanning 3d models of buildings*, Remote Sens. 3/2011, S. 1847–1870.
- Balaras C.A. & Argiriou A.A. (2002): *Infrared thermography for building diagnostics*. Energy Build. 34, S. 171–183.
- Buades A., Coll B. & Morel J. (2005): *A non-local algorithm for image denoising*. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), vol. 2, 2005, S. 60–65.
- Caselitz T. (2016): *Matching Geometry for Long-term Monocular Camera Localization*. Workshop: AI for Long-term Autonomy, IEEE International Conference of Robotics and Automation (ICRA), Stockholm, Sweden, 2016.
- Cho Y.K., Ham Y. & Golpavar-Fard M. (2015): *3D as-is building energy modeling and diagnostics: A review of the state-of-the-art*. Adv. Eng. Inform. 29, S. 184–195.
- Cui T., Ji S., Shan J., Gong J. & Liu K. (2016): *Line-based registration of panoramic images and lidar point clouds for mobile mapping*. Sensors 17/2016 (70).
- Garrido I., Lagüela S., Arias P. & Balado J. (2018): *Thermal-based analysis for the automatic detection and characterization of thermal bridges in buildings*. Energy Build. 158, S. 1358–1367.

- Ham Y. & Golparvar-Fard M. (2015): *Mapping actual thermal properties to building elements in gbXML-based BIM for reliable building energy performance modelling*. Automat. Construct. 49, S. 214–224.
- Harris C. and Stephens M. (1988): *A combined corner and edge detector*. Proc. Fourth Alvey Vision Conference. S. 147-151.
- Hoegner L. & Stilla U. (2015): *Building facade object detection from terrestrial thermal infrared image sequences combining different views*. ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Informat. Sci. 2/55.
- Iwaszczuk D. & Stilla U. (2017): *Camera pose refinement by matching uncertain 3d building models with thermal infrared image sequences for high quality texture extraction*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 132, S. 33–47.
- Korniyenko S. (2002): *Evaluation of thermal performance of residential building envelope*. Proc. Eng. 117, S. 191–196.
- Lagüela S. & Armesto J. (2012): *Automatic procedure for the registration of thermographic images with point clouds*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) 39, S. 211–216.
- Lerma J.L., Cabrelles M. & Portales C. (2011): *Multitemporal thermal analysis to detect moisture on a building façade*. Constr. Build. Mater. 25, S. 2190–2197.
- Lin D., Jarzabek-Rychard M., Tong X. & Maas H.-G. (2019): *Fusion of thermal imagery with point clouds for building façade thermal attribute mapping*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 151, S. 162–175.
- Liu L. & Stamos I. (2007): *A systematic approach for 2d-image to 3d-range registration in urban environments*. Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on, IEEE, S. 1–8.
- Mastin A., Kepner J. & Fisher J. (2009): *Automatic registration of LIDAR and optical images of urban scenes*. 2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, CVPR Workshops 2009, S. 2639–2646.
- Sanhudo L., Ramos N.M., Martins J.P., Almeida R.M., Barreira E., Simoes M.L. & Cardoso V. (2018): *Building information modeling for energy retrofitting—a review*. Renew. Sustain. Energy Rev. 89, S. 249–260.
- Sattler T., Leibe B. & Kobbelt L. (2011): *Fast image-based localization using direct 2d-to-3d matching*. Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, IEEE, S. 667–674.
- Sipiran I. & Bustos B. (2011): *Harris 3d: a robust extension of the harris operator for interest point detection on 3d meshes*. The Visual Comput. 27, S. 963.
- Weinmann M., Leitloff J., Hoegner L., Jutzi B., Stilla U. & Hinz S. (2014): *Thermal 3d mapping for object detection in dynamic scenes*. ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Informat. Sci. 2(53).
- Wright J.A., Loosemore H.A. & Farmani R. (2002): *Optimization of building thermal design and control by multi-criterion genetic algorithm*. Energy Build. 34, S. 959–972.