

STEREOSKOPISCHE BEWEGUNGSSCHÄTZUNG ZUR OPTISCH GESTÜTZTEN NAVIGATION VON UNBEMANNTEN LUFTFAHRZEUGEN

F. Andert*, F. Bähge, J. Dittrich
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
Institut für Flugsystemtechnik
Lilienthalplatz 7, 38108 Braunschweig

Zusammenfassung

Für den Einsatz von unbemannten Luftfahrzeugen (UAVs) in Katastrophenszenarien untersucht und entwickelt das DLR-Institut für Flugsystemtechnik Technologien zur verbesserten Navigation. Ein wichtiges Forschungsthema ist die Erhöhung der Robustheit von satellitenbasierten Verfahren bei temporären Signalabschattungen. Empfangsstörungen von globalen Satellitennavigationssystemen (GNSS) treten insbesondere in der Nähe von Gebäuden oder anderen Umgebungshindernissen auf. Insbesondere bei zukünftigen Einsätzen von kleinen UAVs in Bodennähe, in Schluchten oder innerhalb von Gebäuden sind daher Verbesserungen an heutigen Navigationsverfahren erforderlich, da die für diese Klasse von Systemen verfügbaren Inertialnavigationssysteme (INS) nach heutigem Stand der Technik keine ausreichende Genauigkeit aufweisen. In diesem Zusammenhang werden die aus der Robotik bekannten Bildverarbeitungsverfahren zur Eigenbewegungsschätzung auf ihre Eignung als zusätzliche Stützung von Navigationsfiltern untersucht. Somit können Kameras an Bord des UAVs als zusätzlicher Navigationssensor eingesetzt werden. Idealerweise vermindert die Kombination von INS und Kamera inklusive geeigneter Bildverarbeitungsalgorithmen die Drift der Flugzustandsschätzung. Dadurch werden längere Störungen des GNSS-Empfangs kompensierbar. In diesem Kontext beschreibt dieser Artikel die grundlegenden Verfahren der Bildauswertung, wobei der Schwerpunkt die Stereobildauswertung ist. Anschließend werden Bilddaten aus Flugversuchen mit einem unbemannten Hubschrauber ausgewertet und es wird erörtert, inwieweit die optischen Verfahren zur Bewegungsschätzung zur Stützung eines Navigationsfilters anwendbar sind.

1. EINLEITUNG

Es gibt eine Reihe von Anwendungen mit unbemannten Luftfahrzeugen in oder in der Nähe von Gebäuden oder anderen bodennahen Objekten. Insbesondere für schwebefähige Systeme gibt es interessante Anwendungsmöglichkeiten wie beispielsweise das Absetzen von Lasten in urbanen Gebieten, die Aufklärung von Katastrophengebieten auch innerhalb von Gebäuden, die Unterstützung von Bodenpersonal oder die automatische Suche, Lokalisierung und Verfolgung von stationären oder beweglichen Bodenzielen. In diesen Szenarien ist die Gefahr von Abschattung und Reflexion der Satellitensignale sehr hoch, was die sichere Führung der Luftfahrzeuge erheblich erschwert.

Während kurze GNSS-Signalausfälle bei großen unbemannten oder bemannten Systemen mit hochgenauen Inertialplattformen kompensiert werden können, ist dies insbesondere bei kleinen UAVs mit sehr beschränkten Lasten und damit auch weniger genauen INS nicht ohne weiteres für einen angestrebten Zeitraum von

einigen Sekunden bis mehreren Minuten möglich. Es stellt sich daher die Frage nach Alternativen, mit denen insbesondere die Position des Luftfahrzeugs auch bei GNSS-Ausfall bestimmt werden kann. Um eine Navigation der unbemannten Luftfahrzeuge auch in einsatztypischen, d. h. außergewöhnlichen, Situationen zu ermöglichen, sollte sie möglichst unabhängig von der umgebenden Infrastruktur sein. Beispielsweise ist eine Ortung über Radio- oder Mobilfunksignale [1] nicht in allen Szenarien möglich. Bei Katastrophenszenarien kommt hinzu, dass vorhandenes Umgebungswissen z. B. bei zerstörten Gebäuden nicht mehr gültig sein kann. In solchen Szenarien sollte auch eine Ortung mit Hilfe von Karten bzw. vorhandenen Landmarken (vgl. [2], [3]) vermieden werden.

Für die betrachtete Klasse von kleinen UAVs in bodenahem Einsatz bietet es sich daher an, Umgebungssensoren wie Kameras zur Navigationsstützung zu verwenden. Für die Erweiterung bereits einsatzfähiger UAVs bietet sich dies besonders an, da der Hardwareaufwand bei bereits vorhandenen Aufklärungskameras entsprechend gering ist. Anders als bei kartenbasierten Bildauswertungsverfahren werden bei den in dieser Ar-

*Kontakt: Franz Andert, e-mail: franz.andert@dlr.de, Tel.: +49 (0)531 295 2678. Präsentiert auf dem 61. Deutschen Luft- und Raumfahrtkongress 2012, Berlin, Deutschland.

beit vorgestellten Verfahren jedoch keine Vorabinformationen wie die Positionen bekannter Landmarken verwendet. Anhand der Bewegungen markanter Bildmuster, z. B. kontrastreiche Kanten und Ecken der aufgezeichneten Objekte, lässt sich die relative Eigenbewegung einer Kamera zwischen den betrachteten Bildern bestimmen, woraus sich ebenfalls die Bewegung des Kameraträgers, d. h. des UAVs ableitet. Neuere Verfahren und Anwendungsbeispiele mit UAV sind u. a. in [4], [5] und [6] ausführlich beschrieben. Dies bedeutet zunächst eine Anwendbarkeit in beliebigen Gebieten sofern kontrastreiche Bilder aufgenommen werden können. Allerdings nimmt das Bildverarbeitungssystem ähnlich wie ein Inertialsystem nur relative Bewegungen wahr, und es akkumuliert sich ein Schleppfehler bei der Integration dieser Bewegungen zu Positionen. Sofern dieser Fehler geringer ist als der Fehler des INS, ist die Verwendung der Kamera als Navigationssensor sinnvoll.

In den folgenden Abschnitten wird das Prinzip der bildbasierten Bewegungsbestimmung verdeutlicht. Anschließend werden in dieser Arbeit Flugversuche mit dem unbemannten *ARTIS*¹-Hubschrauber [7] des DLR-Instituts für Flugsystemtechnik gezeigt und ausgewertet. Dabei wird verglichen, inwieweit sich die mit den Kamerabildsequenzen bestimmten Bewegungsdaten von einer GPS/INS-Lösung unterscheiden und wie groß das Potential verschiedener Algorithmen zur Integration in ein Gesamtsystem bestehend aus GNSS, INS und Bildverarbeitung ist.



BILD 1: ARTIS-Hubschrauber mit Stereokamera. Rotordurchmesser 1,9 m, Abflugmasse bis 15 kg, Nutzlast 6 kg. Der Hubschrauber ist mit GPS/INS-Navigation, einem Flugsteuerrechner und einem Bildverarbeitungsrechner ausgestattet.

2. EXTRAKTION VON BILDMERKMALEN

Die Bewegungsbestimmung der Kamera bzw. des Hubschraubers erfolgt anhand der optischen Bewegungen innerhalb der Bildfolge. Dabei genügt es, die Bewegungen mehrerer kleiner Bildausschnitte zu bestimmen.

2.1. Auswahl- und Trackingverfahren

Als verfolgbare Merkmale eignen sich nur Bildinhalte mit signifikanten und eindeutig wieder findbaren In-

halten (Blenden- und Korrespondenzproblem). Je nach Verfahren können dies Bildinhalte mit bestimmten Farben, Formen und anderen Mustern sein. In diesem Fall wird für die Merkmalsauswahl der *GoodFeaturesToTrack*-Algorithmus [8] verwendet. Dieser analysiert im Bild die Grauwertgradienten in horizontaler und vertikaler Richtung. Dies ist ein Maß für die Texturstärke der jeweiligen Bildregion, d.h. Ecken und Kanten erhalten besonders hohe Werte und sind insbesondere für die Bewegungserkennung, die hier mit dem Lucas-Kanade-Algorithmus [9] erfolgt, gut geeignet. Im Vergleich zu anderen Verfahren, die auch andere Arten von Mustern finden und verfolgen können, ist die Kombination dieser beiden Verfahren besonders effizient und auch auf Rechnern für sehr kleine Trägersysteme (z.B. ARM-Architektur) in Echtzeit lauffähig. Aus der generierten Gradientenmatrix, die die gleiche Größe wie das Eingabebild hat, werden diejenigen Pixelkoordinaten (x, y) ausgewählt, die

- hohe Gradientenwerte in beiden Richtungen besitzen (Konfidenz),
- einen festgelegten Mindestabstand zum Bildrand nicht unterschreiten und
- einen festgelegten Mindestabstand zur anderen Merkmalen nicht unterschreiten.

Damit lässt sich die ungefähre Anzahl von zu erkennenden Merkmalen nach oben und unten begrenzen. Dieses Filter liefert damit nach Anwendung auf ein Eingabebild zunächst eine Menge von n Bildpunkten $(x_i, y_i)_t$ mit $i = 1, \dots, n$ und dem Bildzeitstempel t . Das Filter kann auch dann angewendet werden, wenn bereits gültige Merkmale vorhanden sind (z.B. zu späteren Zeitpunkten der Bildsequenz). Die neuen Merkmale werden der Liste vorhandener Merkmale hinzugefügt. Dieses erneute Suchen nach Merkmalen wird dann eingesetzt, wenn Merkmale beim Tracking nicht wiedergefunden werden und dadurch die festgelegte Mindestanzahl von Merkmalen unterschritten wird. Dies tritt in der Praxis in jedem Fall dann auf, wenn sich der Hubschrauber bewegt und einige oder alle Merkmale außerhalb des Sichtbereichs der Kamera gelangen. Zumeist genügt es, in genau dem Teilbereich des Bildes nach neuen Merkmalen zu suchen, in dem derzeit keine Merkmale vorhanden sind.

Merkmalsverfolgung bedeutet, für jedes Merkmal im darauf folgenden Bild mit Zeitstempel $t + 1$ nach homologen Bildpunkten zu suchen, d.h. nach Bildpunkten $(x_i, y_i)_{t+1}$, welche die gleichen Objekte wie $(x_i, y_i)_t$ abbilden. Der Lucas-Kanade-Algorithmus sucht dazu für einen Bildausschnitt mit definierter Größe (z. B. 15×15 Pixel) um einen Punkt $(x, y)_t$ nach einem möglichst ähnlichen Ausschnitt (Grauwertdifferenzen) im anderen

¹ Autonomous Rotorcraft Testbed for Intelligent Systems, s. Bild 1.

Bild, aus dessen Position im Bild dann der Punkt $(x, y)_{t+1}$ resultiert. Über die Zeit werden damit die Bahnen (optischer Fluss) der einzelnen Merkmale bestimmt.

2.2. Erweiterungen für Stereokamera

Die aus einer Bildsequenz ableitbaren Merkmale und deren Bewegung erhalten zunächst nur zweidimensionale Informationen. Zwar sind bei einer ausreichenden Anzahl dieser Merkmale auch Rückschlüsse über die 3D-Bewegung der Kamera möglich [10]. Allerdings kann auf diese Art nur die Rotation und Bewegungsrichtung der Kamera bestimmt werden, nicht jedoch der absolute Positionsunterschied (Skalierungsinvarianz). Für eine Bestimmung aller notwendigen Größen zur Bestimmung der Eigenbewegung wird daher eine Stereokamera verwendet, mit der 3D-Informationen aus den Bilddaten abgeleitet werden.

Die Analyse von Stereobilddaten erfolgt ähnlich wie die zeitliche Merkmalsverfolgung mit Hilfe des Lucas-Kanade-Algorithmus. In diesem Fall werden für die bereits vorhandenen Merkmale eines Kamerabildes $(x, y)_t^L$ die korrespondierenden Merkmale $(x, y)_t^R$ gesucht. Das gesamte Prinzip zur Merkmalsauswahl und -verfolgung ist in Bild 2 veranschaulicht.

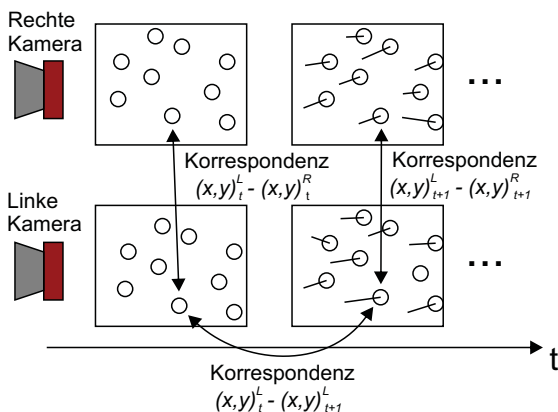


BILD 2: Zusammenhang zwischen der Bildfolge und der Ausgabe von Merkmalen bei der Stereobildauswertung. In den skizzierten Bildern stellen die Kreise die Merkmalspositionen dar, die Linien deren Bewegungsvektoren.

Im Vorfeld der Bildaufnahme wird die Kamera kalibriert. Dabei werden alle notwendigen Projektionsparameter, sowie Parameter zur Entzerrung und Rektifizierung der Bilder bestimmt (vgl. [11]). Aus jeweils zwei korrespondierenden Merkmalen $(x_i, y_i)_t^L$ und $(x_i, y_i)_t^R$ lässt sich nun eine 3D-Objektcoordinate $(X_i, Y_i, Z_i)_t$ relativ zur Kameraposition zum Zeitpunkt t bestimmen [12]. Analog gilt dies zur Ermittlung von 3D-Objektcoordinate für andere Zeitpunkte, womit die Bewegung der Punkte (X_i, Y_i, Z_i) bestimmt ist. Allerdings nimmt die Unsicherheit mit der Entfernung quadratisch zu, womit stereoskopische Verfahren nur für den Nahbereich, d.h. bei Flügen in geringer Flughöhe, geeignet ist.

3. OPTISCHE BEWEGUNGSSCHÄTZUNG

Bei der optischen Bewegungsschätzung (auch: visuelle Odometrie) wird die starre Transformation \mathbf{T} in sechs Freiheitsgraden, d.h. Drehung \mathbf{R} und Verschiebung \mathbf{t} der Stereokamera anhand der Bilddaten bestimmt. Die Darstellung erfolgt durch die 4×4 -Transformationsmatrix \mathbf{T} , sie enthält die 3×3 -Rotationsmatrix \mathbf{R} und den Verschiebungsvektor \mathbf{t} in der Form

$$(1) \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{3 \times 3} & \mathbf{t}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix}.$$

Grundlage zur Berechnung sind jeweils die aus der Merkmalsextraktion und -verfolgung resultierenden 3D-Punktwolken $\{(X_i, Y_i, Z_i)_t\}$ und $\{(X_i, Y_i, Z_i)_{t+1}\}$ mit jeweils $i = 1, \dots, n$. Punkte mit identischem Index i weisen auf dasselbe Objekt.

3.1. Transformation zwischen zwei Bildzeitpunkten

Zur Bestimmung einer Transformation \mathbf{T}_{t+1} aus den Punktwolken $\{(X_i, Y_i, Z_i)_t\}$ und $\{(X_i, Y_i, Z_i)_{t+1}\}$ existieren eine Reihe von Registrierungsverfahren. Viele Verfahren bauen auf dem Grundprinzip in [13] auf, bei dem mit Hilfe der Methode der kleinsten Fehlerquadrate nach der Transformation gesucht wird, die den Fehler zwischen beiden Punktwolken minimiert. Dabei werden zunächst die Mittelpunkte der Punktwolken $(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})_t$ und $(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})_{t+1}$ bestimmt, deren Differenzvektor ergibt zunächst die Verschiebung \mathbf{t}_{t+1} . Die Rotation wird anschließend anhand der um die jeweiligen Mittelpunkte verschobenen Punktwolken mit Hilfe der Singulärwertzerlegung ermittelt. Der mittlere Fehler kann anschließend durch nichtlineare Optimierer, z.B. Levenberg-Marquardt, weiter verringert werden.

Wird dieses Verfahren auf reale Daten angewendet, kommt es jedoch sehr häufig zu Fehlern aufgrund von Ausreißern. Diese können beispielsweise durch fehlerhaftes Tracking entstehen. Bessere Schätzungen von \mathbf{T}_{t+1} lassen sich somit durch die Beseitigung von Ausreißern erzielen. Eine Möglichkeit ist die Anwendung von *Sample Consensus*-Verfahren (neuere Verfahren siehe [14] und [15]). Als Resultat des Samplings werden nur die als korrekt klassifizierten Punktkorrespondenzen zur Bestimmung der Transformation verwendet. Ein anderes Verfahren ist die *Iterative-Closest-Point*-Methode [16], bei der in mehreren Schritten nach den besten Korrespondenzen gesucht wird, aus denen die Transformation berechnet wird. Neben der Beseitigung von Ausreißern hat dieses Verfahren den prinzipiellen Vorteil, dass im Gegensatz zu den anderen Verfahren nur die Punktwolken selbst, jedoch keine initiale Korrespondenz zwischen einzelnen Punkten benötigt wird. Aufgrund der durch das Tracking bekannten Korrespondenzen ist dies hier jedoch nicht von Bedeutung. Nachteil ist allerdings der hohe Rechenaufwand insbesondere bei großen Punktmengen. Eine Alternative dazu

ist die Methode von [17], die zusätzlich auf die Eigenschaften stereobildbasierter 3D-Punkte wie deren entfernungsabhängiger Ungenauigkeit eingeht. Diese Arbeit verwendet zur Bestimmung der Transformation \mathbf{T} die in der *PointClouds*-Bibliothek [18] implementierten Verfahren *Iterative-Closest-Point* (im Folgenden: ICP-Methode) und *TransformationEstimation* nach dem oben genannten Grundprinzip (im Folgenden: SVD-Methode nach *singular value decomposition* benannt). Weiteres siehe Abschnitt 4.

3.2. Integration zu einer Bewegungsbahn

Ist die Stereokamera fest am Luftfahrzeug montiert, ist die aus den Bilddaten ermittelte Transformation \mathbf{T}_{t+1} ein Maß für die relative Bewegung des Kameraträgers zwischen den Zeitpunkten t und $t + 1$, bzw. für dessen Geschwindigkeits- und Drehratenvektor. Sofern eine initiale Lage des Luftfahrzeugs und damit auch der Kamera \mathbf{H}_0 bekannt ist, lässt sich aus den relativen Bewegungen eine Bahn $\{\mathbf{H}_t\}$, $t = 1, \dots, t_{\max}$ in der Form

$$(2) \quad \begin{aligned} \mathbf{H}_t &= \mathbf{T}_t \cdot \mathbf{T}_{t-1} \cdot \dots \cdot \mathbf{T}_1 \cdot \mathbf{H}_0 \\ \mathbf{H}_t &= \mathbf{T}_t \cdot \mathbf{H}_{t-1} \end{aligned}$$

rekursiv bestimmen. Die Menge $\{\mathbf{H}_t\}$ entspricht damit der Bahn mit der Lage des Trägers zu jedem Bildzeitpunkt t .

Ähnlich wie bei der Integration von Inertialdaten gibt es jedoch eine Fehlerakkumulation mit jedem Zeitschritt. Danach ist zu erwarten, dass die Lage \mathbf{H}_t nach einigen Zeitschritten unbrauchbar wird. Eine Möglichkeit zur Verringerung der Fehlerakkumulation ist durch die Speicherung von Merkmalen zu bestimmten Zeitpunkten (Keyframes) gegeben. Dabei werden zusätzlich Transformationen zwischen entfernteren Bildern bestimmt, beispielsweise stelle $\mathbf{T}_{t-k:t}$ eine Transformation zwischen den Zeiten $t - k$ und t dar. Damit werden zur Bestimmung der Lagen

$$(3) \quad \mathbf{H}_t = \mathbf{T}_{t-k:t} \cdot \mathbf{H}_{t-k}$$

im Vergleich zu Gl. 2 genau $k - 1$ Transformationen eingespart und es verringert sich entsprechend der akkumulierte Fehler. Diese Variante setzt allerdings voraus, dass sowohl zum Zeitpunkt k , als auch zum Zeitpunkt t ausreichend Punktkorrespondenzen durch entsprechende Bildüberlappungen verfügbar sind. Daraus folgt, dass beispielsweise bei einem Geradeausflug der maximal mögliche Wert für k bei höherer Fluggeschwindigkeit sinkt. Insgesamt ist in diesem Fall mit einer insgesamt höheren Fehlerakkumulation pro Zeitschritt zu rechnen. Umgekehrt kann k im Schwebeflug theoretisch beliebig groß werden, womit hier im Idealfall keine Fehlerakkumulation erfolgt. Damit eignet sich die visuelle Odometrie insbesondere zur Schwebeflugstabilisierung

(vgl. [19]). Die Kombination mit einem INS ist somit vorteilhaft, wenn die akkumulierten Bildfehler geringer sind als die akkumulierten Fehler des INS.

4. TEST UND BEWERTUNG

Um die Eignung der zu jedem Zeitschritt bestimmten Relativbewegung der Kamera zur optischen Navigation zu zeigen, wird die Flugbahn des Hubschraubers durch Akkumulation der relativen Bewegung nach dem in Abschnitt 3 gezeigten Verfahren rekonstruiert. Diese Daten werden mit den Positionen aus dem GPS/INS-Filter referenziert. Erweiterte Angaben zu den Versuchen und deren Auswertung sind in [20] zu finden.

4.1. Versuchsdurchführung

Zur Auswertung dienen die Bilddaten aus einem Flugversuch mit manueller Steuerung und nach unten gerichteter Stereokamera (siehe Bild 3). Wesentliche Kennzahlen sind: Bildwiederholrate 30 Hz, Auflösung 640×480 px, Stereobasis 30 cm, Sichtfeld ca. $49^\circ \times 38^\circ$. Die zur Auswertung verwendete Sequenz ist 70 s lang und enthält etwa 2100 Stereobildpaare, die Flughöhe beträgt dabei zwischen 6 m und 20 m bei Geschwindigkeiten von bis zu 5 m/s. Für die Auswertung werden jeweils etwa 100 Merkmale verfolgt und die Transformationen aufeinander folgender Bilder werden zu einer Flugbahn mit den Elementen \mathbf{H}_t integriert. Die geodätische Lage des ersten Bildes \mathbf{H}_0 wird aus den GPS/INS-Navigationsdaten entnommen. Dies ermöglicht einen direkten Vergleich der aus den Bildern berechneten Bahn mit den GPS/INS-Daten in lokalen kartesischen Koordinaten, die Achsen sind Nord (x), Ost (y), Unten (z).

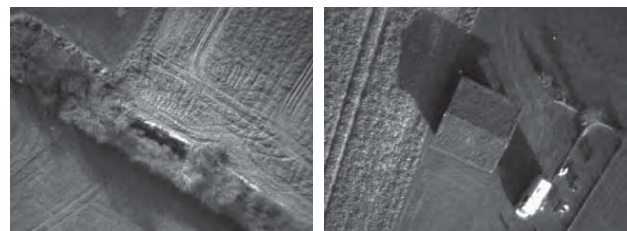


BILD 3: Beispiele aus der analysierten Bildsequenz, gezeigt ist jeweils das linke Kamerabild. Aufnahmen am Rand des Modellflugplatzes (links) und über der UAV-Bodenstation (rechts).

4.2. Ergebnisse der Bildanalyse

Zunächst werden die Ergebnisse der ICP-Methode betrachtet. Bild 4 zeigt den Vergleich der Position des Hubschraubers in x -Richtung des Weltkoordinatensystems (Nord) aus den Daten der optischen Navigation (rot, durchgezogen) und der vom Flugrechner bestimmten Navigationslösung (schwarz, gestrichelt). Die Abbildung zeigt, dass zumindest während der ersten 15 s des Fluges die Position mit nur geringen Abweichungen approximiert werden kann. Ab 20 s nimmt die Abweichung allerdings deutlich stärker zu. Besonders auffällig ist das ab etwa 45 s auftretende starke Rau-

schen und Schwanken der Werte. Dies lässt sich durch eine höhere Flughöhe des Hubschraubers zu dem Zeitpunkt erklären, da die stereobildbasierten 3D-Punkte mit zunehmender Entfernung ungenauer werden. Diese zunehmende Ungenauigkeit wirkt sich auch auf die Bewegungsschätzung aus. Ähnliches ist bei der y -Koordinate (Ost) in Bild 5 zu beobachten, hier sind deutliche Abweichungen ab 45 s sichtbar.

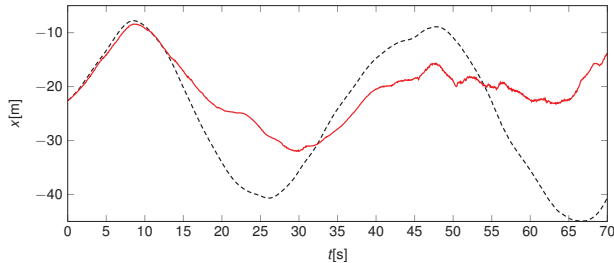


BILD 4: Positionen in x -Richtung nach der ICP-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

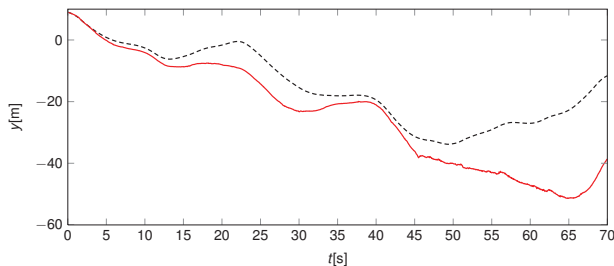


BILD 5: Positionen in y -Richtung nach der ICP-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

Ein Vergleich der Flughöhe wird in Bild 6 gezeigt. Hier wird eine starke Abweichung deutlich, die ab Sekunde 16 beginnt und die bildbasierte Schätzung ansteigen lässt. Ab Sekunde 23 tritt hingegen sinkt die Flughöhe wieder stark. Das Rauschen ist im Vergleich zu den anderen Koordinaten insgesamt höher.

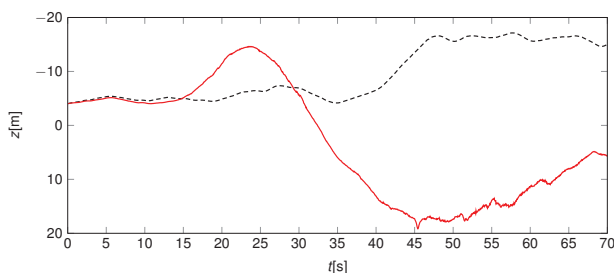


BILD 6: Positionen in z -Richtung nach der ICP-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

In den folgenden Abbildungen 7–9 sind die Ergebnisse der Bildanalyse nach der SVD-Methode zu sehen. Hier sind im Gegensatz zur ICP-Methode deutliche Sprünge zwischen zwei Zeitschritten in allen drei Achsen zu erkennen. Diese Fehler erhöhen auch den Gesamtfehler aufgrund der Akkumulation über die Zeit. Die

Sprünge verdeutlichen, dass diese Methode weniger robust gegenüber Ausreißern ist, die als Ursache für die fehlerhafte Registrierung angesehen werden. Sieht man von den Sprüngen ab, sind die ermittelten Transformationen jedoch weitestgehend korrekt. Die Charakteristik der GPS/INS-Bahn kann allerdings nur bei der y -Koordinate im gesamten Verlauf nachgebildet werden.

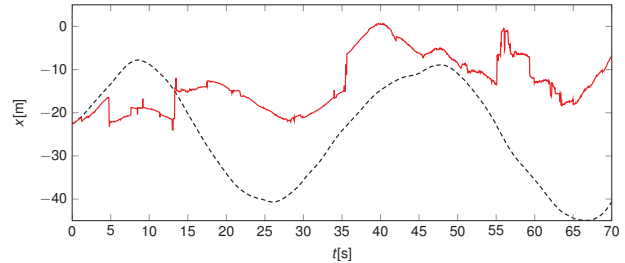


BILD 7: Positionen in x -Richtung nach der SVD-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

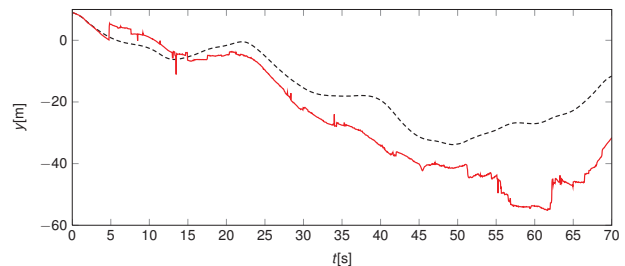


BILD 8: Positionen in y -Richtung nach der SVD-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

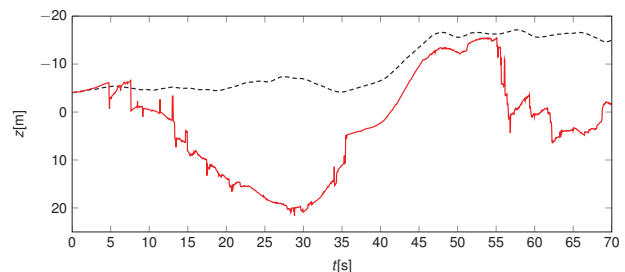


BILD 9: Positionen in z -Richtung nach der SVD-Methode (rot, durchgezogen) und Navigationslösung (schwarz, gestrichelt).

4.3. Bewertung

Grundsätzlich kann durch geeignete Bildauswertungsverfahren die Eigenbewegung der Kamera und damit des Hubschraubers bestimmt werden. Akkumulierende Fehler treten dabei immer auf, eine vollständige Eliminierung ist nicht möglich. In den ersten etwa 15 s kann die tatsächliche Bahn gut bestimmt werden, dies entspricht einer Akkumulation von 450 einzelnen Transformationen zwischen aufeinander folgenden Bildern. Durch die Fehlerakkumulation weichen die berechneten Bahnen zunehmend von der Navigationslösung ab.

Bei der Betrachtung der Versuchsergebnisse ist das ICP-Verfahren als das leistungsfähigere anzusehen. Grund dafür sind die darin enthaltenen Algorithmen zur Bestimmung der relevanten 3D-Bildmerkmale,

zur Transformationsbestimmung und zur Beseitigung von Ausreißern. Allerdings ist davon auszugehen, dass die ermittelte Bewegung aus dem SVD-Verfahren durch entsprechende Verbesserungen von den beobachteten Sprüngen befreit werden kann. Auch die Berücksichtigung spezifischer Eigenschaften der 3D-Punkte, wie deren entfernungsabhängiger Ungenauigkeit, kann helfen, die Verfahren für die Auswertung weiter zu verbessern. Beispielsweise werden vor allem 3D-Punkte mit geringer Entfernung für die Bewegungsanalyse verwendet. Wie bereits erwähnt, nimmt die Unsicherheit der Punkte mit der Entfernung zu. Für das verwendete Kamerasystem mit den angegebenen Parametern werden daher Flughöhen von unter 40 m empfohlen. Größere Höhen sind mit einem höheren Kameraabstand oder mit Objektiven mit größerer Brennweite möglich.

Insgesamt stellen die beschriebenen Verfahren die Grundlage zur bildgestützten Navigation dar, die Kopplung mit einem INS wird derzeit entwickelt. Diese kann in zwei Richtungen erfolgen. In der einen Richtung werden die relativen Bewegungsinformationen als Stützung der INS- bzw. GPS/INS-Navigation verwendet. Dies entspricht einer klassischen Kopplung beispielsweise in einem EKF-Navigationsfilter. Die Rückkopplung bedeutet, dass relative Lageänderungen, insbesondere Drehraten aus dem INS, als Initialisierung zur Registrierung der 3D-Punktwolken verwendet werden können. Damit können dort Fehler bei der Rotationsbestimmung verringert werden und es ist zu erwarten, dass sich dabei auch der tatsächliche Fehler der Verschiebung verringert. Beide Komponenten sind Teil der aktuellen Forschung an der so genannten *tiefen Kopplung* zwischen Bildverarbeitung und GPS/INS-Navigation.

5. FAZIT

Im Kontext der Navigation mit kleinen unbemannten Luftfahrzeugen beschreibt diese Arbeit Verfahren zur Bestimmung der Bewegung einer Stereokamera anhand der aufgenommenen Bildsequenz. Mit der implementierten Eigenbewegungsbestimmung steht die Kamera neben INS und GNSS als zusätzlicher Bewegungssensor an Bord des Luftfahrzeugs zur Verfügung. Es wird kein Vorwissen wie Karten benötigt, womit das Verfahren auch in unbekanntem Umgebungen einsetzbar ist.

Die Arbeiten liefern eine Grundlage, Bildverarbeitung mit INS/GNSS-Koppelnavigation zu verknüpfen. Eines der Ziele ist die Auswertung der Bilder in Echtzeit während des Fluges, womit unmittelbar die Navigationslösung gestützt werden kann. Damit soll erreicht werden, dass eine akzeptable Lösung auch bei Ausfall des GNSS und bei Inertialsystemen mit vergleichsweise hohen Driftraten zur Verfügung gestellt werden kann. So soll es in Zukunft für automatische Flüge ermöglicht werden, GNSS-abgeschattete Bereiche für einen gewissen Zeitraum zu überwinden.

DANKSAGUNG

Diese Arbeit ist Teil des Forschungsprojektes NExt UAV (Navigation zur Exploration tieffliegender UAV in Katastrophenszenarien). Das Vorhaben wird gefördert aus Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie (BMWi) durch das Raumfahrtmanagement des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) unter dem Förderkennzeichen 50 NA 1002.

LITERATUR

- [1] L. A. Merry, R. M. Faragher, and S. Scheduling, "Comparison of opportunistic signals for localisation," in *7th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles*, 2010.
- [2] N. Frietsch, et al. "Vision based hovering and landing system for a VTOL-MAV with geolocalization capabilities," in *AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, 2008.
- [3] G. Conte and P. Doherty, "A visual navigation system for UAS based on geo-referenced imagery," in *Conference on Unmanned Aerial Vehicle in Geomatics, UAV-g*, 2011.
- [4] D. Eynard, P. Vasseur, C. Demonceaux, and V. Frémont, "Real time UAV altitude, attitude and motion estimation from hybrid stereo vision," *Auton Robots*, vol. 33, no. 1-2, pp. 157–172, 2012.
- [5] J. Rehder, K. Gupta, S. T. Nuske, and S. Singh, "Global pose estimation with limited GPS and long range visual odometry," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2012.
- [6] S. Weiss, et al. "Real-time onboard visual-inertial state estimation and self-calibration of MAVs in unknown environments," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2012.
- [7] F. Adolf, et al. "An unmanned helicopter for autonomous flights in urban terrain," in *Advances in Robotics Research*, T. Kröger and F. M. Wahl, Eds. Berlin: Springer, 2009, pp. 275–285.
- [8] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," in *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, pp. 593–600.
- [9] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," in *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981, pp. 674–679.
- [10] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge: University Press, 2000.
- [11] D. Griebbach, D. Baumbach, and S. Zuev, "Vision aided inertial navigation," in *ISPRS EuroCOW Conference*, 2010.
- [12] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," *International Journal of Computer Vision*, vol. 47, no. 1/2/3, pp. 7–42, 2002.
- [13] K. S. Arun, T. S. Huang, and S. D. Blostein, "Least-squares fitting of two 3-d point sets," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 5, pp. 698–700, 1987.
- [14] P. H. S. Torr and A. Zisserman, "MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 78, pp. 138–156, 2000.
- [15] O. Chum and J. Matas, "Matching with PROSAC – progressive sample consensus," in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [16] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-d shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 2, pp. 239–256, 1992.
- [17] H. Hirschmüller, P. R. Innocent, and J. M. Garibaldi, "Fast, unconstrained camera motion estimation from stereo without tracking and robust statistics," in *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, 2002, pp. 1099–1104.
- [18] R. B. Rusu and S. Cousins, "3D is here: Point Cloud Library (PCL)," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011. Available online: www.pointclouds.org
- [19] C.-H. Oertel, "Computer vision sensor for autonomous helicopter hover stabilization," in *SPIE's Symp. on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls*, vol. 3088, 1997, pp. 121–129.
- [20] F. Bähge, "3D-Objektverfolgung mit Stereokameras zur bildbasierten Navigation autonom fliegender Luftfahrzeuge," Bachelor's thesis, DLR / Universität Magdeburg, 2012.