
Multisensorische 3D-Mappingsysteme für BIM – SLAM-basierte Navigation und Steuerung, System- realisierung MSM und Profil künftiger Entwicklungen

Reiner JÄGER

Hochschule Karlsruhe (HSKA) - Institut für Angewandte Forschung (IAF), Karlsruhe

reiner.jaeger@hs-karlsruhe.de

Zusammenfassung

Die Entwicklung geodätischer Messsysteme zur automatisierten Erstellung von 3D-Gebäudemodellen ist unter Wirtschaftlichkeitsaspekten die wesentliche Voraussetzung für deren flächendeckende Nutzbarmachung zur nahtlosen Out- und Indoor-Navigation im Smart-City-Kontext. Darüber hinaus sind 3D-Mappingsysteme der Motor zur Digitalisierung bzw. Industrie 4.0 im Bauwesen als essentielle Komponente von Erfassung und Monitoring von Infrastrukturen für BIM. Das in dem vom Land Baden-Württemberg geförderten Forschungsprojekt „Multisensorielles selbstreferenzierendes 3D-Mappingsystem (MSM)“ im Labor für GNSS & Navigation der HSKA und im dortigen FuE-Bereich Projekt NAVKA (www.navka.de) entwickelte und auf GNSS/MEMS/Kamera/Laser-Sensorik basierte out-/indoor Fahrrobotik-System zur Aufnahme von Infrastrukturen für BIM wird vorgestellt. Charakteristisch für die Entwicklung automatisierbarer Systeme wie das o.g. MSM ist die vereinheitlichende Begründung der mathematischen Modellbildung von Zustandsschätzung und SLAM auf Bayes'sche Grundlage, ausgehend von Markovketten und systemimmanenten Markov-Annahmen bei der Verknüpfung der einzelnen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen der beteiligten Komponenten. Dies sind Sensordaten, Steuerungsdaten, Ausgangszustand und die Integration stochastischer Zustandsvorhersagen, sowie die Behandlung der bei SLAM im Parameterbereich zusätzlich auftretenden Objektkoordinaten.

Die Fortentwicklungen des MSM-Systems im Projekt NAVKA (NAVKA-Webseite (2017) des Labors für GNSS& Navigation er HSKA zielen auf das mathematische Modell von Full-SLAM (off-/on-line) sowie darüber hinaus von UAV anstelle von Fahrrobotik, als flexiblere Out- und Indoor Systemträgerplattformen ab.

1 Bayes basierte Multisensornavigation, Steuerung und SLAM

1.1 Allgemeine Vorbetrachtungen

Der multisensoriell fortlaufend zu bestimmende Navigationszustandsvektor \mathbf{y}_i eines Bodys (b) - wie dem für eine SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) basierte Aufnahme von Infrastrukturen entwickelte Robotik-System MSM (Multisensorielles selbstreferenzierendes 3D-Mappingsystem) – umfasst in der Reihenfolge der Parameter von \mathbf{y}_i nach (1a)

$$\mathbf{y}_t = (x^e y^e z^e | \dot{x}^e \dot{y}^e \dot{z}^e | \ddot{x}^e \ddot{y}^e \ddot{z}^e | r^e p^e y^e | \omega_{eb,x}^b \omega_{eb,y}^b \omega_{eb,z}^b | \dot{\omega}_{eb,x}^b \dot{\omega}_{eb,y}^b \dot{\omega}_{eb,z}^b)^T \quad (1a)$$

im erdfesten Rahmen (e) die 18 3D-Parameter Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung, Drehraten und Drehratenänderungen des zu navigierenden Objekts, i.A. als Body (b) bezeichnet. In der Praxis der Multisensor(s)-Multiplattform(p)-Navigation (JÄGER, 2014, JÄGER ET. AL 2019), wie sie im Rahmen des o.g. FuE-Projekts NAVKA algorithmisch und softwaremäßig konsequent umgesetzt wurde, sind die einzelnen Sensoren $s(i,j)$ mit bis zu 11 sog. Sensor-Leverarmparametern $\mathbf{sl}(i,j)$ auf dem zu navigierenden Body (b) zu „verorten“. Dabei handelt es sich um die drei Parameter des Translationsvektors $\mathbf{t}_{p_j}^b$ der j-ten Plattform p_j im Body-Frame (b), die drei Parameter der Rotationsmatrix $\mathbf{R}_{p_j}^b$ der j-ten Plattform p_j gegenüber dem Body-Frame (b), die drei Translationsparameter $\mathbf{t}_{s_{ij}}^{p_j}$ des i-ten Sensors s_{ij} gegenüber dem Koordinatenursprung der j-ten Plattform p_j sowie die beiden Parameter $(\alpha, \delta)_{s_{ij}}$ der Orientierung des i-ten Sensors s_{ij} auf der j-ten Plattform p_j . Die Beziehung (1b) gibt die zentrale Verortung des i-ten Sensors auf der j-ten Plattform auf dem Body wieder.

$$\mathbf{x}_{s_{ij}}^e = \mathbf{x}_b^e + \mathbf{R}_b^e(r, p, y) \cdot [\mathbf{t}_{p_j}^b + \mathbf{R}_{p_j}^b \cdot \mathbf{t}_{s_{ij}}^{p_j}] \quad (1b)$$

Die Beziehung (1b) bildet die Grundlage zur Reparametrisierung des bei der Entwicklung der individuellen Sensorbeobachtungsgleichungen $\mathbf{I}(i,j)$ erstinstanzlich auftretenden Sensororts $\mathbf{x}_{s_{ij}}^e$ durch die Parameter der Position \mathbf{x}_b^e und der Orientierung (Roll (r), Pitch (p), Yaw (y)) des einheitlichen Body (b) Navigationszustandsvektor \mathbf{y}_t (1a) über den Anteil von neun der zusammen mit $(\alpha, \delta)_{s_{ij}}$ insgesamt 11 sog. Leverarmparameter $\mathbf{sl}(i,j)$ in (1b). Grundsätzlich hängen die zeitlich dynamischen Sensorbeobachtungen $\mathbf{I}(i,j)_t$ damit sowohl vom dynamischen globalen Bodyzustandsvektor \mathbf{y}_t (1a) als auch von den insgesamt 11 statischen Leverarmparametern $\mathbf{sl}(i,j)$ ab. Es gilt damit für eine einzelne skalare (z.B. Beschleunigungsmessung) bzw. vektorielle (z.B. GNSS-Position) Beobachtung die Beobachtungsgleichung

$$\mathbf{I}(i,j)_t = \mathbf{I}(\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))_t \quad (1c)$$

Als erster wesentlicher stochastischer Bestandteil der fortlaufenden Zustandsschätzung von \mathbf{y}_t (1a) dienen als Standardinformationsquelle die Beobachtungen $\mathbf{I}(i,j)_t = \mathbf{I}(\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))_t$, (1c), die - im Weiteren abgekürzt mit \mathbf{l}_t - zum Vektor aller Sensorbeobachtungen zum Zeitpunkt t zusammengefasst werden. Weitere hinzutretende stochastische Komponenten sind die Steuerungsmaßnahmen \mathbf{u}_t . Darunter subsumieren auch systemspezifische interne oder externe sonstige Einflussgrößen \mathbf{s}_t , die der Übersichtlichkeit aber nicht separat mitgeführt werden. Insgesamt bedingen die dem Ausgangszustand \mathbf{y}_0 - in zeitlich aufeinanderfolgender Verkettung - folgenden o.g. stochastischen Ereignisse $\mathbf{e}_{0:t}$

$$\mathbf{e}_{0:t} = (\mathbf{l}_0, \mathbf{l}_1, \dots, \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{l}_t, \mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{u}_t) = (\mathbf{l}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) \quad (2a)$$

den Systemzustand \mathbf{y}_t (1a) zum Zeitpunkt t. Damit gilt für \mathbf{y}_t (1a)

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{y}_t(\mathbf{l}_0, \mathbf{l}_1, \dots, \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{l}_t, \mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{y}_0) = \mathbf{y}_t(\mathbf{l}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}, \mathbf{y}_0) \quad (2b)$$

Mit dem Index 0:t werden dabei jeweils alle verketteten Einzelzustände vom Zeitpunkt 0 (Start) bis zum aktuellen Zeitstempel t bezeichnet.

1.2 Bayes-basierte Multisensornavigation

Um die komplette stochastische Information (Erwartungswerte und Varianzen) der Zustandsgrößen ausschöpfen bzw. erhalten zu können, wird die Verknüpfung (2b) im weitreichenden mathematischen Modell auf Bayes'scher Grundlage beschrieben (JÄGER 2018, JÄGER ET AL. 2019, THRUN ET AL. 2006). Der wahrscheinliche Zustandsvektor bzw. dessen Wahrscheinlichkeitsdichte - aus dem Englischen „Belief“ („Überzeugungszustand“) als $\text{bel}(\mathbf{y}_t)$ auch in die deutschsprachige Literatur (HERZBERG ET AL. 2012) übernommen - definiert sich damit über bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t})$ als

$$\text{bel}(\mathbf{y}_t) = p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) = p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{l}_t, \mathbf{u}_{0:t}) \quad (3a)$$

(JÄGER 2018). Der Zusammenhang (3a) wird auch als Markov-Kette 1. Ordnung bezeichnet. O.B.d.A. können in (3a) den Steuerungen $\mathbf{u}_{0:t}$ auch weitere innere oder äußere Systemeinflüsse $\mathbf{s}_{0:t}$ hinzugefügt werden. Unter Anwendung der Bayes'schen Regel auf die bedingte Wahrscheinlichkeit (3a) und der sog. 1. Markov Annahme (THRUN ET AL. 2006), wonach die Beobachtungen \mathbf{l}_t am Sensorort- und -Orientierung zum aktuellen Zeitpunkt t - neben den fixen Multisensor-Multiplattform-Leverarmen nach (1b) und der fixen Sensororientierung $(\alpha, \delta)_{s_{ij}}$ - nach (1c) allein durch den aktuellen Zustand \mathbf{y}_t zu beschreiben sind, erhalten wir aus (3a)

$$\text{bel}(\mathbf{y}_t) = \frac{p(\mathbf{l}_t|\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j)) \cdot p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t})}{p(\mathbf{l}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t})} \quad (3b)$$

(JÄGER 2018). Die vom zu schätzenden Systemzustand \mathbf{y}_t unabhängige konstante Fehlerdichtefunktion im Nenner von (3b) wird im Weiteren mit $\eta = p(\mathbf{l}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t})^{-1}$ abgekürzt. Die stochastischen Eigenschaften des Beliefs $\text{bel}(\mathbf{y}_t)$ (3b) ergeben sich so über die Eigenschaften der übrigen Komponenten auf der rechten Seite von (3b). Dabei ist $p(\mathbf{l}_t|\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))$ in (3b) die Beobachtungsfehler-Dichtefunktion zum Gauß-Markov-Modell der Sensorbeobachtungen (1c). Damit eine Zustandsvorhersage informativ genutzt werden kann, wird in die bedingte Dichtefunktion $p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t})$ auf der rechten Seite von (3b) - über die sogenannten Chapman-Kolmogorov Integralgleichung (METZGER 2006, THRUN ET AL. 2006) - schließlich noch der vorausgehende Zustandsvektor \mathbf{y}_{t-1} integriert. Es gilt hierfür:

$$p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_t) = \int p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t}, \mathbf{y}_{t-1}) \cdot p(\mathbf{y}_{t-1}|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t-1}) \cdot d\mathbf{y}_{t-1} \quad (3c)$$

Ferner wird für (3c) die 2. Markov-Annahme $p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t}) = p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ getroffen (THRUN ET AL. 2006), wonach der aktuelle Zustand nur von seinem Vorgänger \mathbf{y}_{t-1} und den in Schritt t stattfindenden Systemsteuerungen \mathbf{u}_t abhängt. Wir erhalten damit:

$$\underbrace{p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t})}_{\text{bel}(\mathbf{y}_t)} = \eta \cdot \underbrace{p(\mathbf{l}_t|\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))}_{\substack{\text{Dichtefkt. d. Beob.} \\ \text{Gauß-Markov-Modell}}} \cdot \underbrace{\int_{-\infty}^{+\infty} p(\mathbf{y}_t|\mathbf{y}_{t-1}, \mathbf{u}_t) \cdot \underbrace{\bar{p}(\mathbf{y}_{t-1})}_{\text{bel}(\mathbf{y}_{t-1})} \cdot d\mathbf{y}_{t-1}}_{\bar{\text{bel}}(\mathbf{y}_t)} \quad (3d)$$

Der mit $\bar{p}(\mathbf{y}_{t-1}) = p(\mathbf{y}_{t-1}|\mathbf{y}_0, \mathbf{l}_{0:t-1}, \mathbf{u}_{0:t-1})$ abgekürzte Term im Integral (3c) wird auch als $\text{bel}(\mathbf{y}_{t-1})$ bezeichnet. Es handelt sich bei $\text{bel}(\mathbf{y}_{t-1})$ um die ausgehend von (2b) und mit $t-1$ über (3a,b,c,d) hervorgegangene vorausgehende Zustandsschätzung von \mathbf{y}_{t-1} (1a), erfolgt

nach (4a) oder (4b). Das mit $\overline{\text{bel}}(\mathbf{y}_t)$ in (3d) abgekürzte Integral wird auch als Vorhersagedichte bezeichnet. Ausgehend vom (3d) sind nun geeignete Schätzer für den Systemzustand \mathbf{y}_t (1a) festzulegen.

1.3 Typen von Zustandsschätzungen

Auf der allgemeinen Grundlage des mit (3d) festgelegten $\text{bel}(\mathbf{y}_t)$ lassen sich nun sämtliche Zustandsschätzungen von \mathbf{y}_t herleiten. SLAM (Kap. 1.4) basiert dabei lediglich auf die Erweiterung von \mathbf{y}_t (1a) um die Parameter \mathbf{m} der Karte ($m = \text{„Map“}$). Dabei bestehen keine Voraussetzungen an den Typ der o.g. Dichtefunktionen der stochastischen Größen im $\text{bel}(\mathbf{y}_t)$ (3d). Ausschließlich Gauß-verteilte Fehlerdichten mit Erwartungswerten Null implizieren zunächst bereits im Integralterm von (3d) (METZGER 2006), und dann ferner zusammen mit einer Gauß-verteilten Beobachtungsdichte dort, damit insgesamt für den Belief, $\text{bel}(\mathbf{y}_t)$ resultierende mit \mathbf{y}_t parametrisierte exponentielle Gauß-Gesamtdichten (3d). Die Maximierung der Gauß-Fehlerdichtefunktion (3d) führt damit auf die Maximum-Likelihoodschätzung $\hat{\mathbf{y}}_{tM}$ der Parameter \mathbf{y}_t und zugleich auf den Kalmanfilter-Typ in der Form

$$\text{Kalman-Filter (KF) Typ} \quad \hat{\mathbf{y}}_{tM} = \underset{\text{bel}(\mathbf{y}_t)}{\text{argmax}} \{ p(\mathbf{I}_t | \mathbf{y}_t) \cdot \overline{\text{bel}}(\mathbf{y}_t) \} \quad . \quad (4a)$$

Dies gilt neben normalverteilten auch für Laplace- bzw. E_a -verteilten (JÄGER AT AL. 2019) exponentiellen (Gaußtyp) Fehlerdichten in (3d), so dass (3d) in Verbindung mit (4a) auch robuste KF subsumiert (JÄGER UND GONZALEZ 2005, JÄGER ET AL. 2019).

Das Partikelfilter (PF) als allgemeinere Zustandsschätzungsverfahren löst sich von der Forderung nach exponentiellen (Gaußtyp) Dichtefunktionen für die einzelnen Komponenten in der Bayes'schen Ausgangsdarstellung auf der rechten Seite von (3d). Damit aber ist die Maximum-Likelihood-Forderung bzw. -Schätzung des Kalmanfilter Typs (4a) keine Optimalschätzung für \mathbf{y}_t mehr, auch wenn für die auftretende Einzelkomponente der Sensordatendichte $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{y}_t, \mathbf{s}l(i,j))$ in (3d) i.A. die Normalverteilungsannahme gilt. Kennzeichnend für das in diesem Fall dann allgemein anwendbare PF ist die Diskretisierung der a-priori-Dichte $\text{bel}(\mathbf{y}_{t-1})$ über die Dirac'sche Deltafunktion $\delta(\mathbf{y}_{t-1}^i - \tilde{\mathbf{y}}_{t-1}^i)$ mit N Partikeln ($i=1,N$) (WENDEL 2007). Wir erhalten als Ansatz für das Partikel-Filter (PF)

$$\text{Partikel-Filter (PF) Typ} \\ \text{bel}(\mathbf{y}_{t-1}) = \bar{p}(\mathbf{y}_{t-1} - \tilde{\mathbf{y}}_{t-1}, \mathbf{C}_{\mathbf{y}_{t-1}}) = \text{vec} \left(\mathbf{w}_{t-1}^i \cdot \delta(\mathbf{y}_{t-1}^i - \tilde{\mathbf{y}}_{t-1}^i) \right) \quad . \quad (4b)$$

Die Partikelwahrscheinlichkeiten werden in (4b) dabei über die Partikelgewichte w_{t-1}^i gesteuert. Dabei gilt $\sum_{i=1}^N w_{t-1}^i = 1$. Als typische Dichtefunktion wird bei - unbekanntem Ausgangszustandskomponenten \mathbf{y}_t , z.B. der Position und Orientierung eines 3D-Mappingroboters (Abb. 1) zum Startzeitpunkt t_0 in einem Gebäude - mit $w_{t_0}^i = \text{const.}$ häufig die Gleichverteilung gewählt. Das Durchlaufen der Bayes'schen Beziehungen (3d) führt beim PF in jedem Schritt t einer Zustandsschätzung auf neue Gewichte (WENDEL 2007, THRUN ET AL. 2006, HERZBERG ET AL. 2012) und eine sich schrittweise verbessernde erwartungstreue Zustandsschätzung \mathbf{y}_t .

1.4 SLAM-Verfahren und Zustandsschätzung

Die Gleichung (5a) gibt den Punktvektor \mathbf{x}_{m,P_i}^p des seitens einer Laserscanner-Plattform (p) als SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) Sensorik - im Sonderfall auch einem direkt auf dem Body (b) montierten Laserscanner (Abb. 1) - zu einem Zeitpunkt t registrierten Einzelpunktes P_i im Plattformsystem (p) wieder.

$$\mathbf{x}_{m,P_i}^p = s_i \cdot \begin{pmatrix} \sin z_i \cdot \cos \alpha_i \\ \sin z_i \cdot \sin \alpha_i \\ \cos z_i \end{pmatrix}^p \quad (5a)$$

Wie nun die Gleichung (5b) zeigt, können die auf der Plattform p registrierten Punktbeobachtungen \mathbf{x}_{m,P_i}^p (5a) als Teil der Map (m), nur dann auf der betreffenden rechten Seite zusammen mit den Navigationszustandsparametern $\mathbf{y}(t)$ (1a) und den Leverarmen (\mathbf{R}_p^b , \mathbf{t}_p^b) (1b) sowie $(\alpha, \delta)_{s_{ij}}$, als Beobachtungen im Sinne von (1c) nur dann modelliert über

$$\mathbf{x}_{m,P_i}^p = \mathbf{R}_p^b \cdot [\mathbf{R}_b^e(\mathbf{r}, \mathbf{p}, \mathbf{y})]^T \cdot (\mathbf{x}_{m,P_i}^e - \mathbf{x}_b^e) - \mathbf{t}_p^b \quad (5b)$$

modelliert werden, wenn in (5b), rechts die Parameter \mathbf{x}_{m,P_i}^e des im Zielsystem des erdfesten Rahmens (e) georeferenzierte Teil der Map (m) mitgeführt werden. Dies erfordert für die optischen Sensoren Laserscanner und Kamera (Abb. 1) prinzipiell die Erweiterung des Navigationszustandsvektors (1b) um die Punktwolke bzw. die Bildpunkte - den Map-Parametern \mathbf{m} - im Zielsystem (e) auf den festgelegten allgemeinen Full-SLAM (FS) Zustandsvektor $\mathbf{y}_{FS,t} = [\mathbf{y}, \mathbf{m}]_t$ anstelle von \mathbf{y}_t (1a) Das sich damit verbindende BigData-Problem kann - mit Einschränkungen - im Modus eines sog. online SLAM (THRUN ET AL. 2006) vermieden werden. Dabei wird zunächst nur die Navigationsinformation \mathbf{y}_t der optischen Sensoren in geeigneter Weise ausgeschöpft, während die Bild- bzw. die Laserpunkte mit ihrem Zeitstempel separat im Hintergrund einstweilen weggespeichert werden. Die Nutzung der Optik zur Sensorfusion und Schätzung von \mathbf{y}_t nach (4a,b) kann im online SLAM per fortlaufendem Matching der überlappenden Laserpunktewolken bzw. Stereobilder über die Methode Visuelle Odometrie (VO) durchgeführt werden. Hierbei resultieren - über das fortlaufende Matching der im zeitlichen Abstand Δt aufeinanderfolgenden Punktewolken bzw. Stereobilder ermittelten Positions- und Orientierungsänderungen - als VO-Beobachtungen und im Sinne von $\mathbf{I}(i,j)_t = \mathbf{I}(\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))_t$ (1c) mit (6a) die VO-Geschwindigkeit $\mathbf{v}^{VO}(t)$ und mit (6b) die VO-Drehratenmatrix $\Omega_{\text{Objektrahmen},VO}^{VO}(t)$. Es gilt:

$$\mathbf{v}^{VO}(t) = \mathbf{R}_b^{VO} \cdot \mathbf{R}(r,p,y)_e^b \cdot (\dot{\mathbf{x}}(t)_b^e + \mathbf{R}(r,p,y)_e^b \cdot (\boldsymbol{\omega}_{eb}^b \times \mathbf{t}_{VO}^b)) \quad (6a)$$

$$\begin{aligned} \Omega_{\text{Objektrahmen},VO}^{VO}(t) &= \mathbf{R}_b^{VO} \cdot (\Omega_{\text{Objektrahmen},VO}^b(t)) \cdot (\mathbf{R}_b^{VO})^T \\ &= \mathbf{R}_b^{VO} \cdot \underbrace{(\Omega_{\text{Objektrahmen},e}^b(t) + \Omega_{e,b}^b(t))}_{=0} + \underbrace{\Omega_{b,VO}^b(t)}_{=0} \cdot (\mathbf{R}_b^{VO})^T \end{aligned} \quad (6b)$$

Die VO-Beobachtungsgleichungen (6a,b) werden im Sinne von $\mathbf{I}(i,j)_t = \mathbf{I}(\mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))_t$ (1c) als Gauß-Markov Komponente $p(\mathbf{I}_t | \mathbf{y}_t, \mathbf{sl}(i,j))$ der Bayes'schen Zustandsbeschreibung (3d) eingeführt. Nach der dann über (4a) oder (4b) erfolgten Zustandsschätzung \mathbf{y}_t kann dann

die Georeferenzierung der gespeicherten Bild- bzw. der Laserpunktwolkendaten erfolgen. Für letzteres gilt dafür die Beziehung

$$\mathbf{x}_{m,pi}^e = \mathbf{x}_b^e + \mathbf{R}_b^e(\mathbf{r}, \mathbf{p}, \mathbf{y}) \cdot (\mathbf{t}_p^b + \mathbf{R}_p^b \cdot \mathbf{x}_{m,pi}^p) \quad . \quad (7)$$

Die Abb. 2 zeigt die mit dem o.g. System MSM (Abb. 1) aufgenommene und nach (7) zu georeferenzierende Laserpunktwolke des Erdgeschosses des B-Gebäudes der Hochschule Karlsruhe. Die Einschränkung des VO-basierten (6a,b) online SLAM gegenüber dem Full-SLAM mit $\mathbf{y}_{FS,t}=[\mathbf{y},\mathbf{m}]_t$ besteht darin, dass Überlappungen der Optikkomponenten bzw. SLAM-Sensoren im Ortsbereich (wiederkehrende „Schleifenschlussfehler“), die eine Verbesserung bzw. Genauigkeitssteigerung der kompletten Navigationszustandsschätzung, also $\mathbf{y}_{0:t}$ bzw. der Georeferenzierung der gesamten Map $\mathbf{m}_{0:t}$ ermöglichen, mit online SLAM nicht ausgeschöpft werden können.

2 Systemrealisierung

Die Abb. 1 zeigt das im Labor für GNSS & Navigation der HSKA realisierte selbst-ferenzierende 3D-Mappingsystem MSM (NAVKA-WEBSEITE 2018).



Abb. 1:
Body (b) des Volksbot-Roboters im Aufbau als 3D-Mappingsystem „MSM“ mit Laserscanner Velodyne VLP-16 als SLAM-Sensor in der Mitte. Vorne: GNSS/MEMS/Kamera Sensorik, Navigations- und Steuerungsrechner

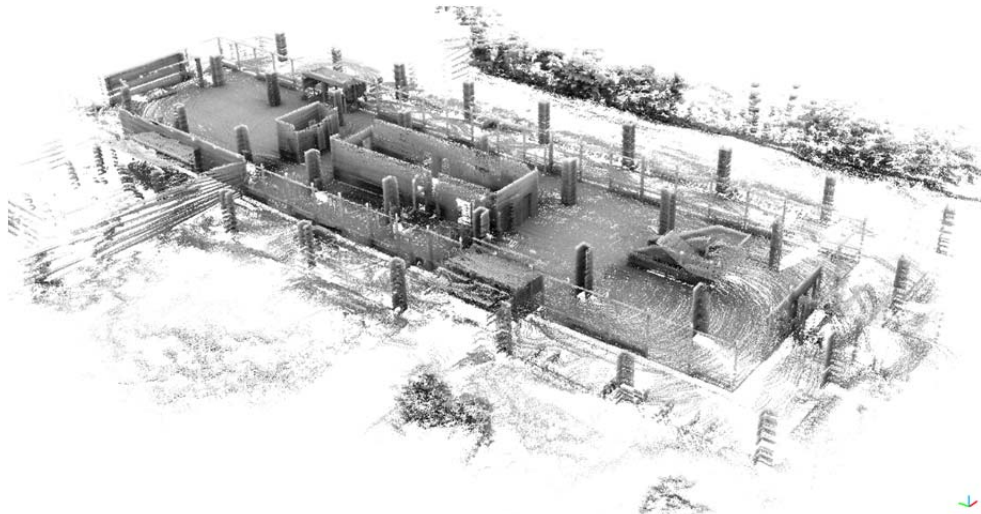


Abb. 2: Georeferenzierte 3D-Punktwolke des Erdgeschosses des B-Gebäudes der Hochschule Karlsruhe (HSKA) als Ergebnis und Weiterverarbeitungsschnittstelle des Laser-SLAM basierten 3D-Mappingsystems „MSM“.

Zum nahtlosen Out-/Indoorbetrieb des MSM Roboters (Abb. 1) sind - zum Teil auf Plattformen (p) und zum Teil direkt auf dem Body (b) - die Sensoren GNSS, MEMS (Beschleunigungsmesser, Gyroskop, Magnetometer, Barometer) und Optik (Kamera, Laserscanner) auf dem Body (b) des Roboters verortet. Als SLAM (Simultaneous Localisation And Mapping) Sensor wird beim MSM der Laserscanner verwendet. Die Kamera wird beim MSM derzeit nur zur Navigation über VO (6a,b) sowie zur Marker-Erkennung verwendet, könnte prinzipiell aber auch für SLAM dienen

3 Schlussfolgerungen und Ausblick

Der Beitrag zeigt die Entwicklungen des multisensorischen selbstreferenzierenden 3D-Mappingsystems (MSM) auf. Die bisherigen Entwicklungen erfolgten mit einem Fahrroboter als Trägersystem der Online-SLAM basierten Navigation und Steuerung von MSM. Vor dem Hintergrund des Einsatzes von MSM im BIM-Bereich - konkret zur Erstellung von 3D-Gebäudemodellen sowie dem Monitoring von und in Gebäuden - soll das System MSM künftig mit einem Out-/Indoor UAV als Träger eines BIM-UAS betrieben werden. Aktuelle Entwicklungen sind nach der outdoor Flight-Control FC4 (JÄGER UND J. ZWIENER, 2016) daher mit einer entsprechenden multisensorischen out-/indoor Flight-Control (FC6) befasst. Darüber hinaus wird die MSM-Technologie für unbemannte maritime Ober- und Unterwassersysteme (UMS) fortentwickelt. Die weiteren Entwicklungen im Bereich mathematischer Modelle, Algorithmen und Software widmen sich den Themen Hinderniserkennung & dynamische UAS-Bahnplanung und dem Übergang von Online-SLAM auf Full-SLAM.

Literatur

- HERZBERG, J., LINGEMANN, K. UND A. NÜCHTER (2012): MOBILE ROBOTER: SPRINGER.
- JÄGER, R. AND F. GONZALEZ (2005): GNSS/GPS/LPS based Online Control and Alarm System (GOCA) - Mathematical Models and Technical Realization of a System for Natural and Geotechnical Deformation Monitoring and Hazard Prevention. ISGDM IAG-Symposium April 2005. IAG Series on Geodesy Symposia: Springer Heidelberg and New York.
- JÄGER, R. (2018): Multisensornavigation auf Bayes'scher Grundlage – Stand, Anwendungen und Entwicklungen. Festschrift zur Verabschiedung von Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. Bernhard Heck. Schriftenreihe des Studiengangs Geodäsie und Geoinformatik, vol. 2018–1, Karlsruhe (KIT Scientific Publishing), DOI:10.5445/KSP/1000080221. S. 123-130.
- JÄGER, R.; MÜLLER, T. UND H. SALER (2019): Klassische und robuste Ausgleichungsverfahren - Ein Leitfaden für Ausbildung und Praxis von Geodäten und Geoinformatikern. 2. Erweiterte Auflage. Erscheint 03/2017. Wichmann-Verlag, Heidelberg
- JÄGER UND J. ZWIENER (2016): Flugdynamik, Multisensor-Navigation und Steuerung skalierbarer Out-/Indoor-Multicopter UAV. UAV 2016 – Vermessung mit unbemannten Flugsystemen, 148. DVW Seminar, 18.-19. Febr. 2016. Universität Bonn. Schriftenreihe des DVW, Band 82 ISBN 978-3-97586-067
- JÄGER, R. (2014): Navigation mit verteilten GNSS/MEMS Sensoren - Mathematische Modelle, Algorithmen und Anwendungspotenziale. Horizonte (43). ISSN 1432-0174. S. 7-10.
- METZGER, J. (2006): Optimierung des Akquisitions- und Trackingverhaltens zentraler und modularer Terrainnavigationssysteme. Dissertation: Uni Karlsruhe.
- NAVKA-Webseite (2018): www.navka.de.
- THRUN, S., BURGARD, W. UND D. FOX (2006): Probabilistic Robots: The MIT Press. Cambridge, Massachusetts. London.
- WENDEL, J. (2007): Integrierte Navigationssysteme. Oldenburg Verlag.