

Cartographier avec des drones? un survol des concepts

Jan Skaloud, Davide A. Cucci et Bertrand Merminod

mars 2021

1 Quels capteurs de navigation?

1.1 Que vaut un drone sans GNSS?

Au final, naviguer sans GNSS oblige à renoncer à des mesures de position et/ou de vitesse absolues, dans un cadre de coordonnées terrestres bien défini (p.ex. WGS-84). Dans de telles situations, les estimations de la position et de l'attitude (orientation dans l'espace) dérivent rapidement par accumulation d'erreurs aléatoires. Avec les micro-capteurs électromécaniques (Micro Electro-Mechanical Sensors = MEMS) utilisés à bord de drones commerciaux, la dérive peut atteindre plusieurs centaines de mètres en quelques minutes, ce qui pose de sévères limitations pratiques pour le guidage et la sécurité des opérations.

Pour résoudre ce problème, beaucoup de propositions circulent, que l'on peut diviser en deux approches. La première consiste à obtenir des mesures de position et de vitesse à partir d'autres capteurs. En remplaçant GNSS par d'autres méthodes de localisation, il faut distinguer si des positions doivent être définies en coordonnées géographiques absolues (p.ex. applications cartographiques) ou si une localisation relative dans l'environnement direct suffit. La seconde approche consiste à réduire la dérive des estimations de la position et de l'attitude avec des modèles plus sophistiqués des capteurs et/ou de leur plate-forme. Actuellement, la vision constitue la principale source de localisation relative, parfois combinée avec une centrale inertielle. Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) [12, 46]. est un domaine bien établi en robotique. Les images d'une caméra monoculaire ou stéréo sont assemblées en temps réel pour situer la caméra dans son **environnement construit** une carte. Plusieurs systèmes [32, 22] sont capables de guider un drone sans recourir au GNSS [42]. Typiquement, les cartes générées par SLAM ne sont pas géo-référencées et leur échelle est mal définie (à l'exception de systèmes visuels/inertiels dont l'échelle métrique et plus ou moins bien déterminée selon la qualité de la centrale inertielle et la détermination des biais en temps-réel). La présence de caractéristiques visuelles dans les images constitue le principal facteur limitant. Les **systèmes. SLAM** peuvent être trompés par la répétition de motifs semblables et sont inopérants durant la nuit ou des périodes de forte variation lumineuse. Des recherches prometteuses ont montré que des caméras d'événement (event cameras) permettent de s'affranchir largement des conditions d'éclairage [50]. La nécessité d'une calibration préalable et minutieuse des caméras limite leur application. Si une carte géo-référencée est disponible a priori, la méthode visuelle peut générer une estimation de la position absolue. Des avancées récentes en machine learning ont montré qu'une localisation grossière est possible avec des réseaux neuronaux profonds **deep neural networks** [13]. Alors que les exigences de précision sont modestes pour diriger un drone dans un espace dégagé (2 à 5 m), la cartographie requiert des positions avec une précision de quelques cm [37, 31, 45].

Le capteur GNSS peut être remplacé ou complété avec des concepts similaires, par exemple Ultra Wide Band (UWB), distance-mètres [1], ou pseudolites [3, 41]. Ces systèmes imitent le principe du GNSS, où des récepteurs

mesurent les distances à de multiples émetteurs dont la position est connue a priori. Ces derniers sont installés au sol et leur position doit être déterminée auparavant. Donc on doit opérer dans des environnements structurés. Les signaux UWB sont aussi affectés par l'environnement (obstructions, réflexions, réverbérations, etc.). Néanmoins un système UWB permet de naviguer à l'intérieur [48, 35] et de cartographier un environnement dépourvu de GNSS avec une précision de niveau décimétrique [29].

Une autre ligne de recherche vise à réduire la dérive causée par l'intégration de signaux inertiels bruyants en l'absence de mises-à-jour de la position. A nouveau, les systèmes fondés sur la vision jouent un rôle essentiel. En odométrie visuelle (Visual Odometry = VO) [27, 51], les changements de position et d'orientation d'une caméra sont déterminés par le suivi local de caractéristiques visuelles. Une fusion de l'évolution des images avec des signaux inertiels permet de contrôler la dérive de la position et de l'orientation. Alors que VO est nettement plus simple que SLAM et déjà implémentée pour des drones commerciaux, la distinction entre SLAM et VO s'estompe lorsqu'une fermeture de boucle et une optimisation globale de la trajectoire sont ajoutées à un système VO pour réduire la dérive à long terme. Les premières réalisations apparaissent [47].

La connaissance des propriétés physiques du drone permet d'obtenir des observations supplémentaires utiles pour naviguer sans capteurs additionnels: les commandes des moteurs et des ailerons, telles que dictées par l'autopilote, alimentent un modèle physique de la plate-forme qui génère des pseudo-observations des accélérations angulaires et linéaires qui peuvent être fusionnées avec les données inertielles dans un filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter = EKF) [25] ou des réseaux dynamiques (Dynamic Networks = DN) [33]. Cette approche est encore embryonnaire, mais dans un environnement dépourvu de signaux GNSS, elle a démontré son aptitude à réduire la dérive de la position de plusieurs ordres de grandeurs [26].

Aujourd'hui la technologie est mûre pour guider un drone dans un environnement dépourvu de signaux GNSS, toutefois l'application de la recherche académique au secteur commercial est délicate, surtout en raison du coût additionnel et de la difficulté d'assurer les performances d'un système visuel dans des conditions arbitraires. D'autre part, aucun système actuel n'atteint la précision d'une localisation GNSS - en mode RTK ou PPK - à moins d'installer au sol des émetteurs de signaux semblables, appelés pseudolites [41]. De fait, il est très difficile de réaliser des levers précis en environnement inconnu sans réception fiable de signaux GNSS.

1.2 Quand utiliser une centrale inertielle (IMU)?

Comme discuté sous 3.2, une IMU est requise pour l'orientation directe. Implicitement, c'est le cas pour un LiDAR, de même que pour la suspension stabilisée d'une plate-forme de capteurs. Une IMU contribue également à l'orientation finale d'une caméra (ligne ou matrice de pixels) dans un corridor ou tout autre scénario avec une géométrie défavorable[36].

Sans IMU, un drone multi-rotor ne peut pas voler du tout et, généralement,

un autopilote **requière** une IMU pour stabiliser et guider le drone. Les avantages d'une IMU sont connus depuis plus de vingt ans [18]. En fait, une IMU est presque toujours embarquée, mais ses signaux sont rarement disponibles pour l'orientation, pour des raisons plus historiques que pragmatiques. Le marché professionnel des drones a commencé avec les caméras matricielles et il a appliqué des propositions académiques pour l'usage d'une IMU[8, 40]) en installant des circuits IMU/GNSS séparés (initialement presque exclusivement chez Trimble-Applanix) sur des drones haut-de-gamme pour faire du vol stationnaire, p.ex.[31].

Des fabricants de petits drones à voilure fixe ont identifié l'intérêt plus tardivement et ceux qui produisent leur propre charge utile ont employé une meilleure conception où l'IMU est solidaire de la caméra, sur un châssis isolé des vibrations.¹. Potentiellement, la qualité matérielle de ces nouvelles petites IMU permet d'obtenir une bonne orientation relative[37] et, avec un traitement avancé des données INS/GNSS [14] ou une intégration étroite (tight) [20], même une orientation absolue applicable aux lasers [49, 15]. Néanmoins, le potentiel des IMU embarquées demeure sous-exploité par les logiciels photogrammétriques populaires, par exemple Pix4D, AgiSoft Metashape. Ces deux programmes excluent l'usage de données inertielles brutes et l'un d'eux également l'orientation relative et même la définition des poids pour l'orientation absolue. En particulier pour des scénarios difficiles (géométrie, texture), l'usage correct de données inertielles[10, 37, 20] peut améliorer non seulement l'orientation finale et la calibration d'une caméra matricielle, mais aussi le traitement automatique (identification et appariement) des points de liaison.

1.3 Faut-il des capteurs de navigation plus précis?

Par exemple, ces capteurs sont utilisés couramment dans des systèmes libres (matériel et logiciel) tels que [30]. A l'opposé, naviguer sans GNSS ou avec des signaux intermittents ou peu fiables (par exemple en raison d'obstructions, de réverbérations ou de brouillage), d'autres méthodes doivent assurer la sécurité des opérations. Les capteurs inertiels doivent combler les écarts entre les positions GNSS, cependant ceux qui sont intégrés actuellement dans les auto-pilotes ne permettent pas de combler des interruptions de plus de quelques dizaines de secondes. Ensuite, la dérive de la position empêche un atterrissage sûr. Des capteurs inertiels plus performants existent, mais leur taille, leur poids et leur prix ne sont pas adéquats pour un drone. Le progrès rapide de méthodes alternatives fondées sur un modèle dynamique du véhicule [25] ou sur l'odométrie/SLAM visuelle/inertielle [42], voire leur intégration dans un seul système [33], permet d'envisager une navigation fiable sans GNSS avec des capteurs bon marché. Cependant, l'émergence de telles plate-formes commerciales se fait attendre.

Des capteurs de navigation plus précis, surtout inertiels, seraient très avantageux pour le géoréférencement direct, p.ex. pour un lever LiDAR ou pour la cartographie d'un corridor, mais ceux dont la taille, le poids et le prix

¹p.ex. AeriaX ou SODA 3D produits par senseFly

sont adéquats pour un drone génèrent un biais instable et un bruit excessif. Pour ces applications, on a proposé des méthodes avancées pour traiter les données de capteurs inertiels de qualité modeste, par exemple [20, 19] pour l'intégration rigoureuse de mesures issues de MEMS dans une compensation par faisceaux (Bundle Block Adjustment = BBA) et [17] pour l'intégration photogrammétrie/LiDAR. Des méthodes plus anciennes et plus simples, telles que [11, 10], dont le potentiel pour l'orientation d'un drone fut démontré, p.ex. [45, 37, 38]) ne sont pas intégrées dans les logiciels photogrammétriques commerciaux (voir sous 1.2).

2 Comment planifier un vol?

2.1 RTK ou PPK?

Le lever photogramétrique par drone avec des positions (et des orientations) précises de la caméra aérienne est très efficace pour des surfaces modestes. Toutefois la qualité cartographique est difficile à prévoir, surtout dans des environnements complexes (terrain raide et segmenté), où la précision de la localisation en temps réel (RTK) ou différé (PPK) varie fortement. Dans ce cas, le processus conventionnel d'acquisition de données, traitement ultérieur et contrôle de qualité à la fin n'est pas idéal car la qualité des positions dépend de l'heure du vol. Avec une connaissance approximative du terrain (telle que nécessaire pour guider le drone) et des lignes de vol prévues à des moments différents, on peut estimer la précision de la localisation GNSS. Comme démontré pour un certain nombre de vols dans [16], cette information peut être combinée avec d'autres éléments décrits dans la Fig. 1, car la nécessité de calibrer les paramètres de l'orientation interne, la texture dominante du terrain et les emplacements prévus des GCPs permettent de simuler le processus d'acquisition de manière réaliste pour obtenir la qualité cartographique requise. Dans

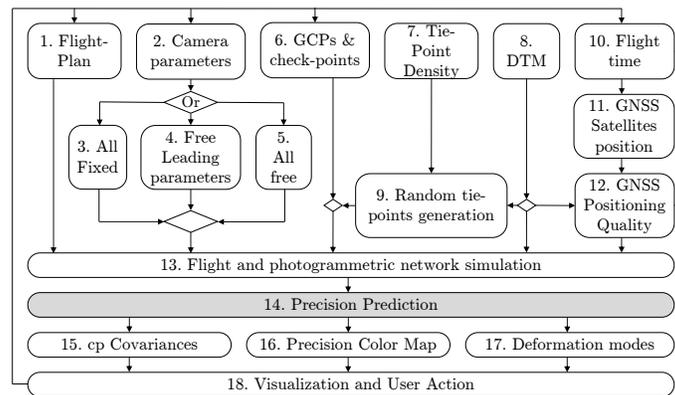


Figure 1: Workflow for predicting mapping precision.

[16], on démontre que l’approche PPK est plus favorable que RTK dans un environnement avec des interruptions fréquentes des signaux des satellites, dues au mouvement du drone ou à des obstacles voisins. Pour naviguer sûrement, prédire la qualité des positions satellitaires est intéressante non seulement pour la caméra lors des prises de vue, mais - avec des critères différents - pour toute la trajectoire du drone et notamment les zones de décollage et d’atterrissage.

2.2 Planification idéale d’un lever?

Dans un relief complexe (urbain, industriel ou accidenté), prédire la précision d’un lever est difficile. Concevoir un plan de vol couvrant toute la zone d’intérêt avec une résolution uniforme peut être chronophage. De même, quantifier la précision de la reconstruction 3D avant le vol, donc avant les étapes coûteuses du post-traitement, est un sérieux défi. L’élaboration automatique d’un plan de vol est fondée sur deux types de méthodes: (i) hors ligne, selon la résolution a priori, peut-être faible, d’un MNT ou d’un MNS et (ii) en ligne, avec un contrôle du drone pour explorer un environnement inconnu. Pour un survol assez complet, voir [4].

Alors que des levers aériens ordinaires peuvent être planifiés aisément en 2D, un relief accidenté exige un logiciel spécifique pour définir des trajectoires de vol en 3D [23, 24]. De tels outils génèrent un contrôle détaillé des paramètres du vol et de l’image, tels que les variations de la GSD, l’échelle, l’emprise des images et leurs recouvrements, selon les MNE disponibles pour la zone. Certaines de ces fonctions sont maintenant implémentées dans des logiciels commerciaux [2]. Mentionnons aussi des propositions récentes qui, de façon itérative, tiennent compte du relief complexe et de la géométrie de la constellation GNSS au moment prévu [16].

Pour les méthodes en ligne, la complexité croît de façon significative car des contraintes locales influencent le plan de vol, par exemple pour éviter des obstacles [43]. Typiquement, des algorithmes de planification tels que Rapidly-exploring Random Tree (RRT) [52], sont couplés avec une information métrique afin que le drone acquière ses prochaines données de manière opportune, par exemple une image selon le champ de vision [6, 34]. De tels critères peuvent aussi être évalués dans un intervalle de temps prédéfini avec des réseaux neuronaux profonds (DNN) entraînés de façon adéquate [5]. Ces systèmes dépendent du matériel et du logiciel embarqués. Des prototypes ont été construits pour la recherche, mais au moment de rédiger les praticiens ne disposent d’aucune solution générale et prête à l’emploi.

3 Questions de calibration

Les observations des capteurs optiques et de navigation se réfèrent à des systèmes de coordonnées différents (origine et orientation des axes). Pour un lever de niveau centimétrique, le vecteur entre la caméra et l’antenne GNSS doit être déterminé pour chaque exposition.

3.1 Comment déterminer un bras de levier?

Bien que les vecteurs (lever-arm) entre les capteurs embarqués à bord d'un drone soient courts, au maximum quelques décimètres, la technologie RTK/PPK requièrè leur prise en compte. Le premier biais spatial à examiner est la distance entre le centre de navigation de l'IMU et le centre de phase de l'antenne GNSS. Le second biais sèpare le centre de navigation et le capteur optique. Si le BBA n'utilise pas directement les donnèes inertielles brutes (p.ex. [20]), les vecteurs précédents doivent ètre exprimés selon les axes du boîtier de l'IMU. Ainsi le logiciel INS/GNSS peut tenir compte de la vitesse relative des 2 capteurs.

Il faut affronter deux défis pratiques: (i) les axes du boîtier de l'IMU ne peuvent pas ètre observés directement; (ii) au contraire de grands systèmes inertiels embarqués, l'imprécision de petits IMU empêche l'auto-alignement statique par rapport au Nord géographique. Bien que des logiciels INS/GNSS permettent d'estimer le vecteur entre les capteurs, la précision obtenue n'est suffisante que pour de grands aéronefs avec une IMU précise. Dès lors, il faut appliquer une méthode indirecte si les erreurs d'axes peuvent générer des incertitudes dépassant 1 cm (par exemple pour une mesure du vecteur réalisée avec un pied à coulisse ou via un modèle 3D du drone [21]). Or cette limite est atteinte déjà pour un vecteur de 30 cm et une erreur d'orientation de 2 degrés.

Les méthodes indirectes utilisent la détermination conjointe des vecteurs entre IMU, antenne GNSS et caméra, liés à l'orientation de la caméra. Simultanément, il faut tenir compte du biais d'alignement entre la caméra et l'IMU (bore-sight), déterminé séparément. Pour tous les petits drones, on peut appliquer la méthode indirecte au sol (Fig. 2) comme décrit dans [36]. Cette approche demeure valable sans IMU, donc pour déterminer le vecteur entre l'antenne GNSS et la caméra, selon les axes de la caméra, généralement de façon plus précise que par BBA [38].

Cependant, des incertitudes plus grandes du vecteur entre les capteurs de navigation et le capteur optique sont tolérables si le BBA utilise les positions aériennes relatives dans une ligne (droite) de vol. Voir [11] pour un scénario général et [37, 38] pour des micro-drones. La localisation relative permet d'absorber un biais inconnu entre les capteurs, comme pour des positions GNSS affectée par de fausses ambiguïtés de cycles [45].

3.2 Quand vérifier l'alignement?

L'alignement des axes de la centrale inertielle et de la caméra n'est jamais parfait. Un défaut - appelé bore-sight, littéralement "vue d'alésage" - doit ètre déterminé en vol. Les méthodes statiques, p.ex. [7], ne sont pas applicables. Comme mentionné auparavant, on ne peut pas "aligner" les petites IMU² sans une certaine vitesse 3D (norme et orientation du vecteur) obtenue grâce à des observations GNSS. Les aspects dynamiques de la trajectoire du drone sont nécessaires non seulement pour déterminer l'azimut, mais aussi pour

²déterminer leur attitude par rapport au cadre local de coordonnées avec une précision suffisante

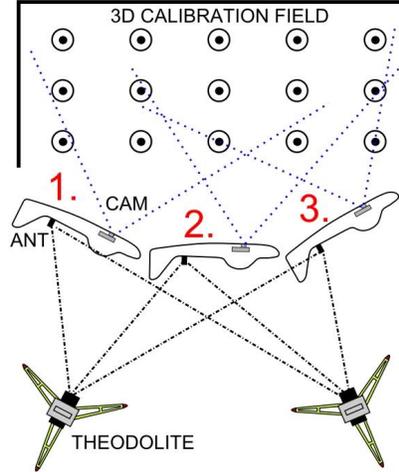


Figure 2: vue en plan de la calibration du lever-arm avant le vol, selon [36].

compenser l'influence des biais de l'accéléromètre sur les angles de roulis et de tangage. Lorsque l'IMU est alignée (avec une incertitude compatible avec ses spécifications) on peut entamer la détermination du bore-sight.

En aéro-triangulation la nécessité de déterminer le bore-sight dépend de la méthode choisie pour l'orientation [18, 10]. L'approche intégrée - avec usage simultané des observations de l'image et de la trajectoire INS/GNSS - permet de déterminer le bore-sight dans le cadre d'une compensation par faisceaux (BBA). Dans ce cas, on peut tolérer un alignement imprécis de l'IMU car il est absorbé dans les paramètres du bore-sight, dont les effets sont similaires. Cependant une telle absorption ne vaut que pour le vol en cours et pas pour les projets suivants. La calibration correcte du bore-sight (valable pour plusieurs projets) requiert la dé-corrélation de l'alignement de l'IMU, du bore-sight et d'autres paramètres, p.ex. ceux de l'orientation interne. A cet effet, la stratégie est issue de plate-formes plus grandes [28]: la géométrie du bloc doit être forte, avec suffisamment de recouvrement, des images convergentes et des bandes transversales avec des variations ($> 15\%$) de l'AGL et de la profondeur de champ, des positions aériennes et des attitudes précises, ainsi que des points d'appui. Manifestement, le modèle de l'orientation interne influence le bore-sight [15].

Déterminer et maintenir un alignement suffisamment précis de l'IMU est un vrai défi pour certains petits drones, surtout lors de phases de vol sur-place. Dans ce cas, mieux vaut associer le bore-sight à l'orientation relative dans la compensation du bloc, ce qui revient à éliminer son existence analytique [45, 37], ou introduire des observations inertielles brutes [20]. Néanmoins, la

détermination du bore-sight est requise pour l'orientation directe, incontournable pour un LiDAR. Ici, le concept de détermination peut, par exemple, suivre [44]. La précision obtenue dépend surtout de la qualité de l'IMU. Pour une centrale inertielle donnée, on peut améliorer la qualité de l'attitude avec une configuration redondante (pour limiter les erreurs aléatoires), ou en la calibrant sur place avant le décollage (pour améliorer la précision de l'attitude absolue), comme décrit dans [14].

3.3 Comment vérifier la synchronisation des données?

Pour déterminer l'orientation des images, leur horodatage dans l'échelle de temps du capteur de navigation est crucial. Ceci est particulièrement critique avec un drone et une caméra ordinaire, dont la synchronisation avec le système de navigation n'est pas triviale.

Même pour un drone professionnel avec une plateforme d'origine, l'horodatage des images comporte diverses sources d'erreur: résolution limitée du temps du système (autopilote), décalage résiduel avec l'échelle de temps GNSS, enregistrement du début ou de la fin de l'exposition au lieu de son milieu, etc.

L'influence ou la tolérance des erreurs d'horodatage dépend de la résolution des images au sol et de la précision de la trajectoire, ainsi que des mouvements du drone (vitesses linéaires et angulaires, voir p.ex. les graphiques de [39]).

Plusieurs techniques permettent de déterminer si les données optiques sont décalées dans le temps. La méthodologie dépend des observations disponibles et de la connaissance a priori des paramètres de calibration du système et de ses capteurs.

Les modèles classiques d'orientation relative et absolue peuvent être étendus au domaine **spatio-temporel**.³ **Idem** pour la position. Sous certaines conditions, leur détermination dans le cadre d'une compensation par faisceaux est démontrée pour un aéronef avec pilote [9] ou sans [39]. Cette dernière publication confirme qu'un biais constant de l'horodatage peut être déterminé grâce à des observations de vitesse variant dans une gamme suffisamment étendue. Toutefois dans le cadre d'un bloc, l'impact final sur la précision de la cartographie est faible car il est absorbé ou compensé par d'autres paramètres, p.ex. les coordonnées du point principal. Cependant, pour un scénario avec une faible redondance, comme le lever aérien d'une bande, les erreurs induites ne peuvent pas être absorbées et leur impact sur la précision au sol est considérable.

References

- [1] J. C. Adams, W. Gregorwich, L. Capots, and D. Liccardo. Ultra-wideband for navigation and communications. In *2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No. 01TH8542)*, volume 2, pages 2–785. IEEE, 2001.

³IMU data need also to be related to GPS time. For drone guidance this requirements is more relax than for orientation. This subject is out of scope of our review.

- [2] C. Álvarez, A. Roze, A. Halter, and L. Garcia. Generating highly accurate 3d data using a sensefly exom drone. *White paper*, 2014.
- [3] J. H. Amt and J. F. Raquet. Flight testing of a pseudolite navigation system on a uav. In *Air Force Institute of Technology: ION Conference*, 2007.
- [4] A. Atyabi, S. MahmoudZadeh, and S. Nefti-Meziani. Current advancements on autonomous mission planning and management systems: An auv and uav perspective. *Annual Reviews in Control*, 46:196–215, 2018.
- [5] S. Bai, F. Chen, and B. Englot. Toward autonomous mapping and exploration for mobile robots through deep supervised learning. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 2379–2384. IEEE, 2017.
- [6] S. Bai, J. Wang, F. Chen, and B. Englot. Information-theoretic exploration with bayesian optimization. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 1816–1822. IEEE, 2016.
- [7] M. Bäumer and F. Heimes. New calibration and computing method for direct georeferencing of image and scanner data using the position and angular data of an hybrid inertial navigation system. In *Integrated Sensor Orientation, Proc. of the OEEPE Workshop*, Hanover, 2001. CD-ROM.
- [8] M. Bäumer, H. J. Przybilla, and A. Zurhorst. Enhancements in uav flight control and sensor orientation. *nt. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XL-1/W2:33–38, 2013.
- [9] M. Blazquez. A new approach to spatio-temporal calibration of multi-sensor systems. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVII-B1:481–486, 2008.
- [10] M. Blazquez and I. Colomina. Fast at: a simple procedure for quasi direct orientation. *ISPRS Journal of Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 71:1–11, 2012.
- [11] M. Blazquez and I. Colomina. Relative ins/gnss aerial control in integrated sensor orientation: models and performance. *ISPRS Journal of Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 67:120–133, 2012.
- [12] C. Cadena, L. Carlone, H. Carrillo, Y. Latif, D. Scaramuzza, J. Neira, I. Reid, and J. J. Leonard. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on robotics*, 32(6):1309–1332, 2016.
- [13] T. Campbell, R. Furfaro, R. Linares, and D. Gaylor. A deep learning approach for optical autonomous planetary relative terrain navigation. In *27th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting*, pages 3293–3302, 2017.

- [14] P. Clausen and J. Skaloud. On the calibration aspects of mems-imus used in micro uavs for sensor orientation. In *IEEE-ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS)*. 1457-1466, 2020.
- [15] E. Cledat, D. A. Cucci, and J. Skaloud. Camera calibration models and methods in corridor mapping with uavs. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-1-2020:231–238, 2020.
- [16] E. Cledat, L. V. Jospin, D. A. Cucci, and J. Skaloud. Mapping quality prediction for rtk/ppk-equipped micro-dronesoperating in complex natural environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 16:24–38, 2020.
- [17] E. Cledat and J. Skaloud. Fusion of photo with airborne laser scanning. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-1-2020:173–180, 08 2020.
- [18] I. Colomina. Gps, ins and aerial triangulation: What is the best way for the operational determination of photogrammetric image orientation. In *Archives of ISPRS*, volume 32 of *Proc. ISPRS Comm. III*, Munchen, 1999. ISPRS. direct versus indirect AAAT.
- [19] D. Cucci and J. Skaloud. On raw inertial measurements in dynamic networks. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 4, 2019.
- [20] D. A. Cucci, M. Rehak, and J. Skaloud. Bundle adjustment with raw inertial observations in uav applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 130:1–12, August 2017.
- [21] M. Daakir, M. Pierrot-Deseilligny, P. Bosser, F. Pichard, C. Thom, Y. Rabot, and O. Martin. Lightweight uav with on-board photogrammetry and single-frequency gps positioning for metrology applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 127:115–126, 2017. Geospatial Week 2015.
- [22] J. Engel, T. Schöps, and D. Cremers. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM. In *eccv*, September 2014.
- [23] F. Gandor, M. Rehak, and J. Skaloud. Photogrammetric mission planner for rpas. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 40, 2015.
- [24] J. M. Gómez-López, J. L. Pérez-García, A. T. Mozas-Calvache, and J. Delgado-García. Mission flight planning of rpas for photogrammetric studies in complex scenes. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(6):392, 2020.

- [25] M. Khaghani and J. Skaloud. Autonomous vehicle dynamic model-based navigation for small uavs. *Navigation: Journal of The Institute of Navigation*, 63(3):345–358, 2016.
- [26] M. Khaghani and J. Skaloud. Assessment of vdm-based autonomous navigation of a uav under operational conditions. *Robotics and Autonomous Systems*, 106:152–164, 2018.
- [27] S. Leutenegger, S. Lynen, M. Bosse, R. Siegwart, and P. Furgale. Keyframe-based visual–inertial odometry using nonlinear optimization. *The International Journal of Robotics Research*, 34(3):314–334, 2015.
- [28] D. Lichti, J. Skaloud, and P. Schaer. On the calibration strategy of medium format cameras for direct georeferencing. In *International calibration and orientation workshop EuroCOW 2008*, 2008.
- [29] A. Masiero, F. Fissore, and A. Vettore. A low cost uwb based solution for direct georeferencing uav photogrammetry. *Remote Sensing*, 9(5):414, 2017.
- [30] L. Meier. *Pixhawk: The open standards for drone hardware*.
- [31] O. Mian, J. Lutes, G. Lipa, J. Hutton, E. Gevalle, and S. Borghini. Direct georeferencing on small unmanned aerial platforms for improved reliability and accuracy of mapping without the need of ground control points. *Th, XL-1/W4*:397–402, 2015.
- [32] R. Mur-Artal, J. Montiel, and J. Tardós. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5):1147–1163, 2015.
- [33] B. Nisar, P. Foehn, D. Falanga, and D. Scaramuzza. Vimo: Simultaneous visual inertial model-based odometry and force estimation. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(3):2785–2792, 2019.
- [34] E. Palazzolo and C. Stachniss. Effective exploration for mavs based on the expected information gain. *Drones*, 2(1):9, 2018.
- [35] J. P. Queralta, C. M. Almansa, F. Schiano, D. Floreano, and T. Westerlund. Uwb-based system for uav localization in gnss-denied environments: Characterization and dataset. *arXiv preprint arXiv:2003.04380*, 2020.
- [36] M. Rehak and J. Skaloud. Fixed-wing micro aerial vehicle for accurate corridor mapping. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II-1/W4:23–31, 2015.
- [37] M. Rehak and J. Skaloud. Applicability of new approaches of sensor orientation to micro aerial vehicles. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, III-3:441–447, 2016.

- [38] M. Rehak and J. Skaloud. Performance assessment of integrated sensor orientation with a low-cost gnss receiver. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-2/W3:75–80, 2017.
- [39] M. Rehak and J. Skaloud. Time synchronization of consumer cameras on micro aerial vehicles. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 123(1):114–123, 2017.
- [40] M. Rehak, J. Skaloud, and R. Mabillard. A micro-uav with the capability of direct georeferencing. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XL-1/W2:317–323, Sep. 4-6 2013.
- [41] C. Rizos. Locata: A positioning system for indoor and outdoor applications where gnss does not work. In *Proceedings of the 18th Association of Public Authority Surveyors Conference (APAS2013)*, pages 73–83, 2013.
- [42] D. Scaramuzza, M. C. Achtelik, L. Doitsidis, F. Friedrich, E. Kosmatopoulos, A. Martinelli, M. W. Achtelik, M. Chli, S. Chatzichristofis, L. Kneip, et al. Vision-controlled micro flying robots: from system design to autonomous navigation and mapping in gps-denied environments. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 21(3):26–40, 2014.
- [43] D. Shim, H. Chung, H. J. Kim, and S. Sastry. Autonomous exploration in unknown urban environments for unmanned aerial vehicles. In *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*, page 6478, 2005.
- [44] J. Skaloud and D. Lichti. Rigorous approach to bore-sight self calibration in airborne laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61:47–59, 2006.
- [45] J. Skaloud, M. Rehak, and D. Lichti. Mapping with mav: Experimental study on the contribution of absolute and relative position control. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40-3/W1:123–129, 2014.
- [46] C. Stachniss, J. J. Leonard, and S. Thrun. Simultaneous localization and mapping. In *Springer Handbook of Robotics*, pages 1153–1176. Springer, 2016.
- [47] A. Suleiman, Z. Zhang, L. Carlone, S. Karaman, and V. Sze. Navion: A 2-mw fully integrated real-time visual-inertial odometry accelerator for autonomous navigation of nano drones. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 54(4):1106–1119, 2019.
- [48] J. Tiemann, F. Schweikowski, and C. Wietfeld. Design of an uwb indoor-positioning system for uav navigation in gnss-denied environments. In *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–7. IEEE, 2015.

- [49] J. Vallet, A. Gressin, P. Clausen, and J. Skaloud. Airborne and mobile lidar, which sensors for which application? *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B1-2020:397–405, 2020.
- [50] A. R. Vidal, H. Rebecq, T. Horstschaefer, and D. Scaramuzza. Ultimate slam? combining events, images, and imu for robust visual slam in hdr and high-speed scenarios. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(2):994–1001, 2018.
- [51] S. Wang, R. Clark, H. Wen, and N. Trigoni. Deepvo: Towards end-to-end visual odometry with deep recurrent convolutional neural networks. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 2043–2050. IEEE, 2017.
- [52] K. Yang, S. Keat Gan, and S. Sukkarieh. A gaussian process-based rrt planner for the exploration of an unknown and cluttered environment with a uav. *Advanced Robotics*, 27(6):431–443, 2013.