

# Etude de la calibration et de l'intégration sur mini-drone d'un système caméra-capteurs inertiels et magnétiques et ses applications

Julien Metge

### ▶ To cite this version:

Julien Metge. Etude de la calibration et de l'intégration sur mini-drone d'un système caméra-capteurs inertiels et magnétiques et ses applications. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bordeaux, 2014. Français. NNT: 2014BORD0358. tel-01298510

## HAL Id: tel-01298510 https://theses.hal.science/tel-01298510

Submitted on 6 Apr 2016

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# **THÈSE**

présentée à

## L'Université de Bordeaux

École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur

par

## Julien Metge

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Bordeaux

Spécialité: Automatique, Productique, Signal et Image

# Étude de la calibration et de l'intégration sur mini-drone d'un système caméra - capteurs inertiels et magnétiques et ses applications

Soutenue le 16 décembre 2014 devant le jury composé de :

Simon Lacroix Directeur de recherche CNRS - LAAS (Toulouse) Président Thierry Chateau Professeur Université Blaise Pascal (Clermont-Ferrand) Rapporteur Lucile Rossi Maître de conférences Université de Corse - SPE (Corte) Rapporteur Yannick Berthoumieu Professeur IPB - IMS (Talence) Directeur de thèse Rémi Mégret Maître de conférences IPB - IMS (Talence) Co-directeur de thèse Audrey Giremus Maître de conférences Université de Bordeaux - IMS (Talence) Co-directeur de thèse

Thierry Décamps Directeur technique - Fly-n-Sense (Mérignac) Invité

Laboratoire IMS 351 avenue de la Libération 33405 Talence Cedex Société Fly-n-Sense 25 rue Marcel Issartier, BP 20005 - 33702 Mérignac Cedex

``Une personne qui n'a jamais commis d'erreurs n'a jamais tent'e d'innover. "Albert Einstein (1879 - 1955)

document généré le 19 mars 2016

### Remerciements

Tout d'abord, je souhaite adresser toute ma gratitude à mes rapporteurs Lucile Rossi et Thierry Chateau pour le temps passé à la lecture de ce manuscrit, ainsi que pour leurs remarques qui m'ont permis de l'améliorer. Je remercie également Simon Lacroix d'avoir accepté de présider mon jury de thèse.

Puis, j'adresse mes sincères remerciements à mes encadrants. Tout d'abord Yannick Berthoumieu qui m'a accordé sa confiance tout au long de cette thèse. Ensuite je remercie très chaleureusement Rémi Mégret pour son soutien dès la rédaction du sujet de thèse, et son encadrement pendant plus de 3 ans. Enfin un grand merci à Audrey Giremus pour ses conseils qui m'ont permis de prendre du recul au cours de l'avancement de mes travaux. Je remercie également Christophe Mazel, directeur de Fly-n-Sense, sans qui cette thèse CIFRE n'aurait pas pu voir le jour. Je n'oublie pas non plus Thierry Décamps pour son soutien lors de la dernière année de thèse.

Merci à l'ensemble des doctorants, post-doctorants que j'ai côtoyé un jour sur deux pendant mes travaux. Vous avez rendu ces trois années plus agréables au quotidien, tant pas les conseils prodigués que les moments de détente indispensables à la création. Je remercie également les membres permanents de l'équipe signal qui ont, eux aussi, contribué à animer le laboratoire. Je n'oublie pas non plus l'équipe Fly-n-Sense qui m'a supporté durant mon alternance en entreprise. Vous avez réussi à maintenir une ambiance de start-up accueillante, malgré les nombreuses difficultés rencontrées. Chacun à votre manière, vous m'avez permis de passer ces années de thèse dans une bonne ambiance.

Merci aussi à mes amis qui m'ont toujours soutenu, malgré la distance géographique pour certains.

Enfin, j'ai eu la chance d'effectuer cette thèse dans un environnement familial stable. Je remercie l'ensemble de ma famille, et tout particulièrement mes parents et mon frère pour leur soutien inconditionnel durant toutes mes études.



## Résumé

Cette thèse aborde le problème de la calibration d'un ensemble de capteurs composé d'une centrale inertielle, d'un magnétomètre et d'une caméra, avec pour objectif leur intégration sur un système très compact : un mini-drone. Cette étude expose tout d'abord les contraintes imposées par l'application sur le choix des capteurs et les solutions envisagées notamment pour résoudre le problème de la synchronisation des mesures. Après avoir étudié les techniques de calibration existantes, une méthode permettant la calibration de l'ensemble des capteurs (accéléromètre, gyromètre, magnétomètre et caméra) est présentée. La solution proposée permet également d'estimer les changements de repères entre les différents capteurs. Elle a la particularité de ne nécessiter l'emploi d'aucun matériel particulier. D'autre part, l'intégration de ces capteurs dans un système aussi compact soulève de nouvelles difficultés. Dans ces conditions, les champs magnétiques créés par les actionneurs du drone perturbent les mesures du magnétomètre se trouvant à proximité. Une nouvelle méthode est proposée afin d'estimer et de compenser dynamiquement ces perturbations magnétiques en fonction de l'état des actionneurs du drone. Enfin, deux applications du système comprenant une centrale inertielle et une caméra sont présentées: la construction de mosaïques d'images géo-référencées et la stabilisation de vidéos. Ces deux applications exploitent les mesures des capteurs inertiels afin d'effectuer un traitement en temps réel pour un coût calculatoire très faible.

Mots clés calibration, centrale inertielle, IMU, accéléromètre, gyromètre, magnétomètres, perturbations magnétiques, mini drone, calibration IMU - caméra, stabilisation de vidéo, mosaïque d'image, calcul temps réel

Cette thèse, issue d'une collaboration entre la société Fly-n-Sense et le laboratoire IMS a permis plusieurs contributions tant académiques qu'industrielles :

#### Contributions académiques

- Méthode de calibration et compensation des perturbations dynamiques des magnétomètres. Méthode publiée dans deux conférences : GRETSI 2013 [Metge 2013a] et ICUAS 2013 [Metge 2013b].
- Méthode de calibration complète des capteurs inertiels et magnétiques en prenant en compte les changements de repères entre les capteurs. Article publié dans le journal IOP Science Measurement and Technology 2014 [Metge 2014].

#### Contributions industrielles

- Développement d'un système de tourelle vidéo virtuelle assurant une stabilisation d'image robuste en temps réel.
- Développement d'un système de construction de mosaïques d'images géo-référencées en temps réel. Ce système a donné lieu à un produit notamment utilisé par le Service Départemental d'Incendie et de Secours des Landes (SDIS 40) dans le cadre du développement d'un Système de drone Tactique pour la lutte contre les Feux de Forêt (projet STaFF®).

## Références

[Metge 2013a] J. Metge, R. Megret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et

C. MAZEL. « Compensation dynamique des perturbations magnétiques pour l'estimation d'attitude d'un micro-drone ». In : XXIV Colloque GRETSI. 2013 (cf. p. viii).

[Metge 2013b] J. Metge, R. Megret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et

C. MAZEL. « Dynamic magnetic field compensation for micro UAV attitude estimation ». In: *Unmanned Aircraft Systems* (ICUAS), 2013 International Conference on. 2013, p. 725–733

(cf. p. viii).

[Metge 2014] J. Metge, R. Mégret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et T.

DÉCAMPS. « Calibration of an inertial-magnetic measurement unit without external equipment, in the presence of dynamic magnetic disturbances ». In :  $Measurement\ Science\ and\ Tech$ 

nology 25.12 (2014), p. 125106 (cf. p. viii).

### **Abstract**

This thesis deal with the issue of the calibration of a group of sensor composed of an inertial unit, a magnetometer and a camera. It aims at integrating them into a very compact system: a mini-drone. First of all, this study outlines the constraints imposed by the application on the choice of the sensors and the solutions considered to solve the measures synchronization issue. After studying existing calibration techniques, a method for the calibration of all the sensors (accelerometer, gyroscope, magnetometer and camera) is presented. The proposed solution allows to estimate the frame transformation between the different sensors. It has the advantage of not requiring the use of any special equipment. Furthermore, the integration of these sensors into a compact system raises new difficulties. Under these conditions, the magnetic fields created by the drone actuators disrupt magnetometer measurements. A new method is proposed to estimate and compensate for these magnetic disturbances. The compensation is dynamically adapted based on the state of the drone actuators. Finally, two applications of the system including an inertial unit and a camera are presented: the construction of geo-referenced images mosaic and video stabilization. Both applications use measurements of inertial sensors and precise calibration to perform a real-time processing for a very low computational cost.

**Keywords** calibration, inertial measurement unit, IMU, accelerometer, gyrometer, magnetometer, magnetic disturbances, micro UAV, IMU - camera calibration, video stabilization, images mosaic, real time processing

This thesis, result of a collaboration between the Fly-n-Sense society and the IMS laboratory, has carry out several academic and industrial contributions:

#### Academic contributions

- Calibration method to compensate for dynamic magnetometers disturbances. Method published in two conferences: GRETSI 2013 [Metge 2013a] et ICUAS 2013 [Metge 2013b].
- Full calibration method of the inertial and magnetic sensors taking into account dynamic magnetic disturbances and frame changes between the sensors. Article published in the review: IOP Science Measurement and Technology 2014 [Metge 2014].

#### Industrial contributions

- Development of a virtual video gimbals system that provides a robust video stabilization in real time.
- Development of a mosaic construction system of geo-referenced images in real time. This system has resulted in the development of a Tactical UAV system to help the fight against forest fires. This product is used by the Fire and Rescue Departmental Service In Landes (SDIS 40) as part of the STaFF® project.

# Références

[Metge 2013a] J. Metge, R. Megret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et

C. MAZEL. « Compensation dynamique des perturbations magnétiques pour l'estimation d'attitude d'un micro-drone ». In :

XXIV Colloque GRETSI. 2013 (cf. p.  $\mathbf{x}$ ).

[Metge 2013b] J. Metge, R. Megret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et

C. MAZEL. « Dynamic magnetic field compensation for micro UAV attitude estimation ». In: *Unmanned Aircraft Systems* (ICUAS), 2013 International Conference on. 2013, p. 725–733

(cf. p.  $\mathbf{x}$ ).

[Metge 2014] J. Metge, R. Mégret, A. Giremus, Y. Berthoumieu et T.

DÉCAMPS. « Calibration of an inertial-magnetic measurement unit without external equipment, in the presence of dynamic magnetic disturbances ». In : Measurement Science and Tech-

nology 25.12 (2014), p. 125106 (cf. p. x).

# **Acronymes et notations**

#### Notations

a	scalaires (minuscule)
$\boldsymbol{a}$	vecteur (minuscule grasse)
$oldsymbol{A}$	matrice (majuscule grasse)
$\boldsymbol{A}^{\top}$	transposée de la matrice $\boldsymbol{A}$
$oldsymbol{I}_3$	matrice identité de taille $3 \times 3$
$\mathfrak{a}$	repère $\mathfrak{a}$ (police calligraphique)
$\boldsymbol{p}^{\mathfrak{a}}$	point $\boldsymbol{p}$ exprimé dans le repère $\mathfrak{a}$
$\mathfrak{b}^{\mathfrak{a}}$	point ${\mathfrak b}$ origine du repère ${\mathfrak b}$ exprimé dans le repère ${\mathfrak a}$
$R_{\mathfrak{ba}}$	matrice de rotation permettant de passer du repère ${\mathfrak a}$ au
	repère $\mathfrak{b}$
$\widetilde{m{x}}$	un vecteur de mesure
$\hat{m{x}}$	un vecteur estimé
$oldsymbol{u}\wedgeoldsymbol{v}$	produit vectoriel de $\boldsymbol{u}$ et $\boldsymbol{v}$
p(a b)	probabilité de $a$ sachant $b$
$\mathcal{N}(oldsymbol{\mu}, oldsymbol{\Sigma})$	Loi normale de moyenne $\mu$ et de variance $\Sigma$
$[.]^{\wedge}$ et $[.]^{\vee}$	bijection permettant de passer d'un vecteur $\boldsymbol{\omega}$ à la matrice
	antisymétrique $\Omega$ associée :

$$oldsymbol{\Omega} = [oldsymbol{\omega}]^{\wedge} riangleq egin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \ \omega_z & 0 & -\omega_x \ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \qquad oldsymbol{\omega} = [oldsymbol{\Omega}]^{ee} riangleq egin{bmatrix} \omega_x \ \omega_y \ \omega_z \end{bmatrix}$$

 $\begin{array}{ll} \operatorname{expm}^{\wedge}(.) & \operatorname{exponentielle\ matricielle}: \boldsymbol{R} = \operatorname{expm}\left([\boldsymbol{\omega}]^{\wedge}\right) \triangleq \operatorname{expm}^{\wedge}(\boldsymbol{\omega}) \\ \operatorname{logm}^{\vee}(.) & \operatorname{logarithme\ matricielle}: \boldsymbol{\omega} = \left[\operatorname{logm}(\boldsymbol{R})\right]^{\vee} \triangleq \operatorname{logm}^{\vee}(\boldsymbol{R}) \end{array}$ 

### Principaux repères

- a repère capteur de l'accéléromètre
- g repère capteur du gyromètre
- $\mathfrak{m}$  repère capteur du magnétomètre
- $\star$  repère  $\mathfrak{a}$ ,  $\mathfrak{g}$  ou  $\mathfrak{m}$  en fonction du capteur considéré
- b repère de la centrale inertielle (body)
- n repère de navigation
- c repère de la caméra
- i repère image (2D)
- m repère de la carte (2D)

### Principaux acronymes

IMU Inertial Measurement Unit

MAV Micro Aerial Vehicle

MEMS Micro Electro Mechanical System

POI Point Of Interest

STaFF® Système Tactique pour la lutte contre les Feux de Forêt

# Table des matières

1	Inti	roduct	ion	1		
2	Cor	ntexte		5		
	2.1	Les m	issions des drones	5		
		2.1.1	Dans le domaine militaire	6		
		2.1.2	Dans le domaine civil	6		
		2.1.3	Le projet STaFF®	8		
	2.2	Le sys	stème drone	9		
		2.2.1	Le segment sol	11		
		2.2.2	Le segment air	12		
		2.2.3	L'auto-pilote	13		
		2.2.4	Les capteurs du drone	13		
			2.2.4.1 Les capteurs pour la navigation	13		
			2.2.4.2 La charge utile	15		
	2.3	Proble	ématiques	16		
3	Ma	tériel e	et Système	19		
	3.1	Introd	luction	19		
	3.2	Discussions sur les solutions existantes				
	3.3	Préser	ntation des architectures	23		
		3.3.1	Architecture générale	24		
		3.3.2	Architecture asynchrone	25		
		3.3.3	Architecture synchrone	27		
	3.4	Synch	ronisation des données	28		
		3.4.1	Le problème de synchronisation	28		
		3.4.2	Estimation conjointe	30		
			3.4.2.1 Modèles de mesures	30		
			3.4.2.2 Critère optimisé	30		
			3.4.2.3 Résultats et discussion	33		
		3.4.3	Estimation directe par recherche exhaustive	35		

			3.4.3.1	Approche par comparaison directe des homographies	35
			3.4.3.2		37
	3.5	Concl	usion		37
4	Cal	ibratio	n		39
	4.1	Introd	luction .		39
		4.1.1	Système	es de coordonnées	40
	4.2	Calibr	ration IM	U	41
		4.2.1	Modèle	de mesure	41
		4.2.2	État de	l'art	44
			4.2.2.1	Partie statique	44
			4.2.2.2	Calibration inter-capteur	47
			4.2.2.3	Partie dynamique	48
		4.2.3	Méthod	e proposée pour la calibration statique complète .	49
			4.2.3.1	Procédure expérimentale	50
			4.2.3.2	Détection des positions statiques	51
			4.2.3.3	Décomposition et détail de la matrice de cali-	
				bration	52
			4.2.3.4	Calibration de l'accéléromètre et du magnéto-	
				mètre	53
			4.2.3.5	Calibration du gyromètre	55
			4.2.3.6	Calibration inter-capteur	57
		4.2.4	Calibrat	tion des perturbations dynamiques sur les magné-	
			tomètre	S	58
			4.2.4.1	Modèle des perturbations	59
			4.2.4.2	Calibration	61
		4.2.5	Résulta	ts	64
			4.2.5.1	Calibration statique	64
			4.2.5.2	Partie dynamique	68
	4.3	Calibr	ation géo	ométrique de la caméra	71
		4.3.1	Modèle	de formation des images	71
		4.3.2		ation des images	73
	4.4	Calibr	ation into	er capteur IMU-caméra	74
		4.4.1		es existantes	74
		4.4.2		e proposée	75
		4.4.3		entation et résultats	77
			4.4.3.1	Simulation	77
			4.4.3.2		79
	4.5	Concl	usion		

5	Rés	ultats	et applications	83
	5.1	Const	ruction de mosaïques d'images	83
		5.1.1	Introduction et bibliographie	83
		5.1.2	Méthode et architecture proposée	86
		5.1.3	Pré-traitement	90
		5.1.4	Estimation des homographies absolues	91
			5.1.4.1 Représentation du problème sous forme de graphe,	
			optimisation globale	92
			5.1.4.2 Filtre complémentaire sur les homographies	94
		5.1.5	Construction et visualisation de la mosaïque	95
		5.1.6	Résultats	96
	5.2	Stabil	isation d'images	98
		5.2.1	Introduction et bibliographie	98
		5.2.2	Principe et architecture	101
		5.2.3	Estimation de l'attitude	102
		5.2.4	Caméra grand angle, projection sur une sphère	103
		5.2.5	Implémentation et résultats	103
6	Cor	clusio	n et perspectives	109
A	Cor	itexte	de la thèse	113
В	Cal	ibratio	n géométrique de la caméra	115
	B.1	Calibr	ration géométrique de la caméra	115
		B.1.1	Modèle de projection perspective	116
		B.1.2	Distorsions de l'image	117
		B.1.3	Numérisation	118
		B.1.4	Caméra fish-eye	119
		B.1.5	Méthode de calibration	
		B.1.6	Rectification des images	120
		B.1.7	Résumé des transformations	121
$\mathbf{C}$	Déc	ompos	sition de la matrice de calibration	123
Bi	blios	raphie		125



## Introduction

Les systèmes drones occupent une place de plus en plus importante dans notre société. Ces aéronefs sont capables de voler sans pilote à bord, ils sont téléopérés depuis le sol, et dans certains cas, ils fonctionnent de manière autonome. De quelques grammes et moins de 10 cm pour les plus petits à plusieurs tonnes et près de 40 m d'envergure pour les plus gros, les drones ont des formes et des tailles très variées qui dépendent des contraintes des missions à effectuer.

Leur utilisation dans le domaine militaire devient systématique et leur exploitation pour des activités civiles est de plus en plus répandue. Les missions qu'ils peuvent effectuer sont très variées : détection et surveillance d'une cible, transport de matériel, transmission radio, cartographie, mesure de pollution etc. Ces systèmes ont de nombreux avantages par rapport aux aéronefs habités. N'ayant pas la contrainte d'un pilote à bord, leur conception est spécifique à la mission à réaliser et leur coût est bien plus faible que le vol d'un hélicoptère ou d'un avion. Les plus gros peuvent rester en l'air pendant plusieurs jours et avec un rayon d'action de plusieurs milliers de kilomètres; ce qui leur permet de réaliser des missions inenvisageables avec un aéronef habité. Les plus petits peuvent effectuer des vols dans des milieux confinés à basse altitude comme les canyons urbains et même à l'intérieur des bâtiments. Le vol à basse altitude ouvre la voie à des mesures ou prises de vue inédites et leur faible encombrement permet de les déployer facilement. L'absence de pilote à bord permet de faire intervenir les drones sur des missions dangereuses sans risque pour les personnes. Ils sont également bien adaptés aux missions routinières et répétitives.

Toutefois, l'utilisation des drones est soumise à de nombreuses contraintes tant réglementaires que techniques. Leur insertion dans l'espace aérien doit se faire en assurant la sécurité des vols classiques, c'est l'un des freins majeurs à leur utilisation civile. Les gros aéronefs restent complexes à déployer d'un point de vue logistique; ils ne peuvent pas décoller ou atterrir n'importe où.

L'un des enjeux majeurs des drones est leur capacité à effectuer des missions de manière autonome en toute sécurité. Cette autonomie passe par l'intégration de nombreux capteurs permettant au drone de se localiser et appréhender son environnement.

Ce document se concentre sur les drones de taille réduite dit mini-drones tels que ceux développés par la société Fly-n-Sense. Avec la miniaturisation de l'électronique et des capteurs, il est possible de concevoir des engins de quelques kilogrammes seulement. Ces petits engins sont faciles à transporter et à déployer. Ils sont moins dangereux pour les personnes et peuvent effectuer des missions au plus proche des zones urbaines. Leur faible capacité d'emport est compensée par la possibilité de se rapprocher de ce que l'on souhaite observer.

La conception de mini-drones soulève toutefois de nombreuses problématiques. En effet, cela implique l'intégration d'un grand nombre de capteurs ainsi que de l'électronique de commande et de communication dans un volume restreint, de manière à conserver un système très compact. Les capteurs embarqués permettent d'une part la navigation autonome du drone et d'autre part la réalisation de sa mission. La plupart des missions de mini-drones requièrent l'utilisation d'une caméra dont l'intégration est particulièrement complexe du fait des contraintes mécaniques et aérodynamiques d'une part, et de la quantité de données à traiter d'autre part. Le choix des capteurs se fait à partir d'un compromis entre le poids, l'encombrement et leur qualité, tout en garantissant au drone d'être autonome et d'effectuer sa mission. Les données de ces capteurs doivent pouvoir être exploitées conjointement, l'un des problèmes concerne donc leur synchronisation.

En général, du fait des contraintes de prix et de poids, les capteurs utilisés dans les mini-drones pour se localiser sont d'une qualité limitée et peuvent interférer entre eux ou avec les autres composants de l'appareil. D'une part, il est nécessaire de les calibrer correctement pour pouvoir exploiter les mesures, en particulier pour les accéléromètres, les gyromètres et les magnétomètres, et de calibrer les changements de repères entre ces différents capteurs. D'autre part, les perturbations générées par le drone dégradent la qualité de certaines mesures, en particulier pour les magnétomètres. Ces perturbations sont dynamiques, elles doivent être estimées et compensées en temps réel afin d'améliorer la qualité de la localisation. Le développement de techniques de calibration efficaces et faciles et ne nécessitant pas de matériel supplémentaire, prenant en compte ces différents aspects, est essentiel pour le bon fonctionnement d'un mini-drone.

Enfin, les images capturées par le drone doivent être traitées pour en faciliter l'exploitation par l'opérateur. Certaines opérations nécessitent un traitement

en temps réel des données récoltées par le drone car ces informations sont immédiatement utilisées pour adapter la trajectoire de l'aéronef en fonction de ce qui est observé. Il est parfois difficile pour un opérateur de bien situer les images que le drone est en train de prendre. Une solution consiste à projeter ces images sur une carte et les assembler afin de construire une image mosaïque du lieu en temps réel. Ainsi l'opérateur a une meilleure perception de l'environnement et des changements vis-à-vis de la carte. Cette opération de construction de mosaïques d'images géo-référencées en temps réel nécessite un traitement particulier des mesures des capteurs afin d'estimer avec précision la position de chaque prise de vue.

Les questions de la calibration et de la construction d'une mosaïque en temps réel dans le cadre des mini-drones font l'objet des propositions de cette thèse. Le manuscrit est organisé de la manière suivante : le prochain chapitre décrit plus précisément le contexte, les contraintes et les problématiques adressées dans cette thèse; le chapitre 3 décrit les deux architectures matérielles utilisées, les données disponibles, et les problèmes de synchronisation associés. Le chapitre 4 traite de la calibration des capteurs du drone c.a.d. la caméra, les accéléromètres, les magnétomètres et les gyroscopes. Le chapitre 5 regroupe les différentes applications développées à partir de ce système; enfin le chapitre 6 présente les conclusions de ces travaux.

Cette thèse, issue d'une collaboration entre la société Fly-n-Sense et le laboratoire IMS, (le contexte institutionnel est détaillé en annexe  $\mathbf{A}$ ) a permis plusieurs contributions tant académiques qu'industrielles :

#### Contributions académiques

- Méthode de calibration et compensation des perturbations dynamiques des magnétomètres. Méthode publiée dans deux conférences : GRETSI 2013 et ICUAS 2013.
- Méthode de calibration complète des capteurs inertiels et magnétiques en prenant en compte les changements de repères entre les capteurs. Méthode acceptée pour publication dans le journal IOP Science Measurement and Technology 2014.

#### Contributions industrielles

— Développement d'un système de tourelle vidéo virtuelle assurant une stabilisation robuste en temps réel.

— Développement d'un système de construction de mosaïques d'images géo-référencées en temps réel. Ce système a donné lieu à un produit notamment utilisé par le Service Départemental d'Incendie et de Secours des Landes (SDIS 40) dans le cadre du développement d'un Système de drone Tactique pour la lutte contre les Feux de Forêt (projet STaFF®).

### Contexte

2.1	Les	missions des drones	5
	2.1.1	Dans le domaine militaire	6
	2.1.2	Dans le domaine civil	6
	2.1.3	Le projet $STaFF^{\otimes}$	8
2.2	Le s	ystème drone	9
	2.2.1	Le segment sol	11
	2.2.2	Le segment air	12
	2.2.3	L'auto-pilote	13
	2.2.4	Les capteurs du drone	13
2.3	Prol	olématiques	16

Ce chapitre présente les systèmes drones, leurs missions, et les différents capteurs utilisés tant pour la navigation du drone que pour sa mission. Enfin, les problématiques traitées dans la suite du manuscrit sont détaillées.

## 2.1 Les missions des drones

La plupart des missions actuellement réalisées avec des aéronefs habités peuvent aujourd'hui être effectuées par des drones. Ils permettent en particulier d'effectuer des missions dangereuses, et/ou répétitives, pour un coût moins important que les vols d'hélicoptères ou d'avions et sans risque pour le pilote. D'autre part, la miniaturisation de ces engins offre de nouvelles possibilités qui n'étaient pas permises à des aéronefs plus gros. Les mini-drones ont la possibilité de voler à basse altitude et, pour certains, en zone urbaine voire même à l'intérieur des bâtiments. De nombreux articles font un état des lieux quant à leur utilisation civile ou militaire [Finn 2012; Cai 2010; Yuhas 2006; Cox 2004; Brisset 2004; Sarris 2001; Blyenburgh 1999]. Nous présentons dans

cette partie quelques exemples d'utilisation civile et militaire. La figure 2.1 illustre quelques-unes de ces applications.

#### 2.1.1 Dans le domaine militaire

Les drones sont largement utilisés dans le contexte militaire. Ils effectuent notamment des missions d'observation et de surveillance sans faire courir de risque aux opérateurs. Les drones conçus pour avoir une longue endurance peuvent rester en l'air pendant plusieurs jours et ainsi effectuer des missions de longue durée n'importe où sur terre. Lors d'interventions de troupes au sol, ces drones servent également de relais pour les communications radio. Certains drones sont même armés et effectuent des missions d'attaque, ce type d'utilisation soulève de nombreuses questions éthiques [Sartre 2013]. Les drones sont également utilisés comme cibles pour l'entraînement au tir, le test d'équipement et de missiles.

#### 2.1.2 Dans le domaine civil

Les missions liées à la surveillance et la sécurité, typiques dans le domaine militaire, sont directement transposables pour la sécurité civile. Les drones peuvent être utilisés pour la surveillance du trafic routier [Puri 2005; Srinivasan 2004] et maritime, ou encore pour la détection d'incendie [Kontitsis 2004]. Dans le domaine de l'audiovisuel, les petits drones permet des prises de vue aériennes inédites pour les émissions de télévision ou pour le cinéma.

Les drones trouvent également leur place dans l'industrie. En particulier les mini-drones qui, par leur faible coût et leur facilité d'utilisation permettent de remplir des missions difficilement réalisables avec des aéronefs habités. Ils sont par exemple utilisés pour l'inspection d'ouvrages d'art (pont, bâtiment, éolienne) [Derkx 2002] ou encore pour l'inspection de réseaux linéaires comme les lignes électriques, les gazoducs ou les voies ferrés [Hausamann 2005].

Les drones sont aussi utilisés pour des missions de cartographie. Ils permettent de reconstruire des images aériennes haute résolution des zones qu'ils survolent ainsi qu'un modèle 3D du terrain [Siebert 2014] grâce à l'utilisation de techniques de photogrammétrie. Ce type de reconstruction est particulièrement utile par exemple pour des exploitants de carrières ou lors de fouilles archéologiques [Bendea 2007]. L'utilisation de caméras multi-spectrales (visible, proche infrarouge, thermique) en agriculture est un atout pour évaluer la santé des plantes [Rango 2006; Saari 2011]. Elle de mieux doser les traitements pesticides et engrais. Le déploiement rapide d'un drone permet d'actualiser régulièrement les mesures pour effectuer un suivi dans le temps de la végétation [Suzuki 2009].

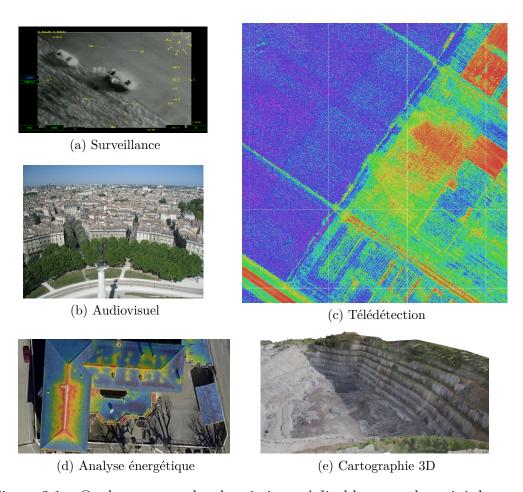


Figure 2.1 – Quelques exemples de missions réalisables avec des mini-drones. (a) détection et surveillance de personnes (caméra thermique); (b) prise de vue aérienne pour l'audiovisuel; (c) cartographie d'index de végétation pour l'agriculture (caméra multi-spectrale); (d) cartographie thermique de bâtiment pour détecter les problèmes d'isolation; (e) cartographie 3D d'une carrière (source : Fly-n-Sense (a,b,c,e) et Air-Infrarouge (d))

Avec des caméras thermiques, les drones permettent d'évaluer les fuites thermiques des bâtiments à l'échelle d'un quartier. Les mesures multi-spectrales peuvent être utilisées pour la détection de nappes de pollution en mer ou dans les rivières [Zang 2012].

Les drones sont de nouveaux outils de diagnostic en situation d'urgence : lors d'une inondation ou d'un incendie par exemple, ils permettent de réaliser rapidement une cartographie de la zone sinistrée afin d'évaluer les dégâts [Bendea 2008].

### 2.1.3 Le projet STaFF®

La mission type envisagée dans ce manuscrit consiste en l'utilisation d'un mini-drone pour l'aide à la décision lors d'un incendie de forêt. Voici un descriptif plus détaillé de cette mission en particulier.

L'utilisation d'un drone pour la lutte contre les feux de forêt est un atout important pour les pompiers comme décrit dans les articles [Merino 2012; Casbeer 2008]. En effet, lors d'un incendie en forêt, l'accès à la zone en feu est difficile. Le feu évolue selon un front dit front de flammes comme illustré sur la figure 2.2. Pour lutter efficacement contre l'incendie, c'est ce front de flammes qu'il faut stopper. Or la position du front est très difficile à déterminer depuis le sol à cause de la fumée et d'une vision très limitée de l'état de l'incendie. C'est pourtant une information essentielle afin de bien répartir les personnes au sol et lutter efficacement contre le feu.

Dans ce contexte, une prise de vue aérienne permet d'avoir le meilleur aperçu sur la situation de l'incendie et de son évolution. L'utilisation d'un avion ou d'un hélicoptère est très onéreuse. L'appareil décolle d'un aérodrome qui est loin de la zone d'intervention, le temps d'intervention est donc non négligeable. Les conditions météorologiques et la fumée peuvent perturber le vol, et ce type d'intervention est dangereux pour les pilotes.

L'apport d'un drone est un atout significatif. En effet, il permet d'obtenir rapidement une vue aérienne de l'incendie et de suivre son évolution. Il constitue une aide à la décision importante pour les équipes opérationnelles au sol qui peuvent ainsi mieux répartir les ressources pour lutter contre l'incendie. C'est l'objectif du système STaFF<sup>®</sup>: un Système Tactique pour la lutte contre les Feux de Forêt développé par la société Fly-n-Sense en partenariat avec la Région Aquitaine et le Service Départemental d'Incendie et de Secours des Landes (SDIS 40).

Le drone doit être facile à transporter et rapide à déployer. Il intervient au plus près de l'incendie afin d'apporter une vision cohérente de la situation aux pompiers sans risque pour les personnes. C'est pourquoi l'utilisation d'un mini-drone est bien adaptée.



Figure 2.2 – Vue depuis un mini-drone Fly-n-Sense au dessus d'un incendie

## 2.2 Le système drone

Les drones peuvent être classés en différentes catégories selon des critères très variés (poids, motorisation, endurance, taille, etc.) Des classifications des principaux drones militaires sont proposées dans [Arjomandi 2007; Yuhas 2006] selon divers critères. Il est courant de distinguer des drones vis-à-vis de leur rayon d'action (qui est fortement lié à leur endurance) et de leur altitude de vol comme décrit dans [Blyenburgh 1999; Brisset 2004]. Cette classification est illustrée figure 2.3. Un mini-drone évolue près du sol et de son opérateur, généralement à une altitude maximale de 150 mètres et à seulement quelques kilomètres de la station sol. Les drones tactiques sont séparés en 3 catégories : Close, Short et Medium Range (CR, SR et MR), en fonction de leur rayon d'action qui peut aller jusqu'à 200 kilomètres. Opérer un drone à plusieurs milliers de kilomètres pose des problèmes technologiques importants, en particulier pour assurer le lien de communication entre le drone et la station de contrôle qui dans ce cas, n'est plus en ligne de vue directe (limite tracée en bleu sur la figure 2.3). Dans ce cas, des liens de communication par satellite sont mis en place entre le drone et la station de contrôle. C'est le cas des drones MALE (Medium Altitude Long Endurance) qui ont un rayon d'action d'environ 2000 kilomètres. Les drones HALE (High Altitude Long Endurance) ont une portée encore supérieure et sont capables d'évoluer à très haute altitude (plus de 15 kilomètres d'altitude), au-delà des couloirs aériens traditionnels (qui sont entre 8 et 12 kilomètres d'altitude). La très haute altitude présente également un avantage militaire : ils sont ainsi pratiquement intouchables avec des armes conventionnelles depuis le sol.

Cette classification ne concerne pratiquement que les drones militaires. En effet, les vols d'aéronefs de plus de 150 kilogrammes sont gérés par la législation

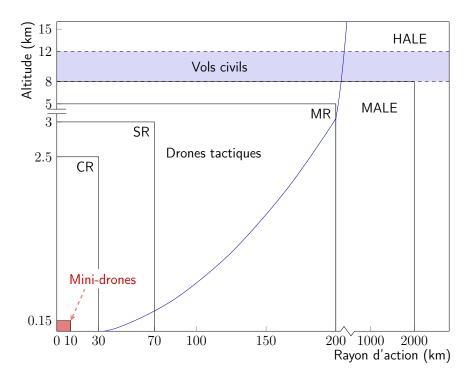


Figure 2.3 – Classification des drones en fonction de leur rayon d'action et de leur altitude de vol. La ligne bleu correspond à la limite de ligne de vue directe du drone depuis la station sol. Les sigles CR, SR et MR sont respectivement pour Close, Short et Medium Range

internationale (AESA¹ en Europe, FAA² aux États Unis, etc.) or actuellement il n'existe aucune législation internationale autorisant le vol de drones. Ce type de réglementation pose de nombreux défis quant à l'intégration des drones dans le trafic aérien actuel [Dalamagkid 2008]. Pour les aéronefs de moins de 150 kilogrammes, c'est la législation nationale qui s'applique. La France fut le premier pays à autoriser le vol de drones civils suite aux deux arrêtés du 11 avril 2012 [Ministère 2012a; Ministère 2012b]. Cette législation autorise l'usage des drones de moins de 25 kilogrammes sous conditions, et à une altitude maximale de 150 mètres, ce qui désigne directement les mini-drones.

La réglementation française impose une certification des machines et des opérateurs. Elle distingue 4 scénarios d'utilisation du drone notés S1 à S4. Sans rentrer dans les détails réglementaires, ces scénarios imposent des limites notamment vis-à-vis du poids maximal du drone, de la zone d'évolution du drone (distance et altitude d'opération, zone peuplée ou non). Plus le poids du drone est important, plus le danger qu'il représente en cas de défaillance est important (hors aérostat); c'est pourquoi les scénarios S3 et S4 sont limités aux drones de moins de 2 kg (4 kg sous la condition de présence de systèmes de

<sup>1.</sup> Agence Européenne de la Sécurité Aérienne

<sup>2.</sup> Federal Aviation Administration

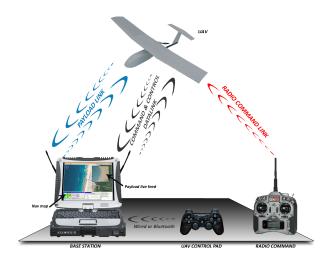


Figure 2.4 – Schéma d'un système drone (source : Fly-n-Sense)

sécurité supplémentaires pour le S3 (par exemple un parachute) afin de limiter l'impact au sol en cas de chute du drone). Il est primordial pour les constructeurs de drones civils de concevoir des aéronefs légers tant pour maximiser la durée de vol et la souplesse d'utilisation que pour réduire le risque vis-à-vis des personnes ou des biens survolés et entrer dans le cadre de tous les scénarios réglementaires.

Le système drone désigne à la fois l'aéronef automatisé et l'ensemble du système associé pour sa mise en œuvre. En effet, un drone est généralement contrôlé à distance par un opérateur au sol; les informations qu'il récolte peuvent également être transmises au sol pendant le vol, traitées et communiquées aux personnes adéquates comme décrit dans [Oleson 2011] pour des scénarios militaires. Un système drone est donc constitué d'un segment air (le drone), d'un segment sol (la station de contrôle et les infrastructures de mise en œuvre du drone notamment pour le décollage et l'atterrissage) et d'un ou plusieurs liens de communications entre ces entités comme illustré figure 2.4.

## 2.2.1 Le segment sol

La station de contrôle au sol est une composante importante du système drone. Elle permet à la fois de transmettre les commandes au drone et de recueillir les mesures effectuées par ce dernier. Ces informations sont analysées, stockées et/ou transmises à d'autres entités en particulier pour les missions tactiques où l'information est utilisée en temps réel [Oleson 2011].

Pour les mini-drones, il est courant d'avoir 3 liens de communication distincts : un lien avec l'ordinateur de contrôle permettant de transmettre des ordres et connaître l'état du drone. Un lien de sécurité permettant de piloter le drone directement avec une radio-commande comme pour un aéronef de modélisme, et un lien permettant de transmettre les données de la charge utile, il s'agit très souvent d'un flux vidéo.

Le segment sol comprend également les infrastructures liées au décollage et à l'atterrissage du drone. En effet, si les plus petits sont simplement lancés à la main, certains drones nécessitent une piste de décollage ou une catapulte pour prendre leur envol.

### 2.2.2 Le segment air

Les drones n'ont pas de contraintes liées aux personnes à bord d'un aéronef; aussi leur design est très variable et s'adapte à la mission à effectuer. À titre d'exemple, quelques illustrations des mini-drones développés par la société Flyn-Sense sont données figure 2.5. On peut toutefois distinguer deux catégories [Austin 2010] : les drones à voilure fixe et à voilure tournante.

Les drones à voilure fixe (type avion ou aile volante) doivent se déplacer dans la masse d'air afin de se sustenter. Ils ont une bonne endurance donc un rayon d'action important et peuvent emporter un poids important. Cependant ils sont plus encombrants, ils nécessitent une logistique contraignante pour le décollage et l'atterrissage (terrain dégagé, catapulte ou piste de décollage pour les plus gros) et ils ne sont pas capables d'effectuer de vol stationnaire.

Les drones à voilure tournante (type hélicoptère, multi-rotors) comportent un ou plusieurs rotors qui par leur mouvement créent la portance du drone. Ils peuvent décoller à la verticale et effectuer du vol stationnaire, ils sont donc plus facilement déployables et peuvent effectuer des missions en milieu urbain. En contrepartie, ils ont une autonomie et un rayon d'action plus limités et une charge utile moins importante.

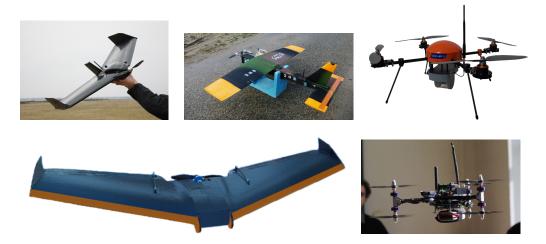


Figure 2.5 – Quelques exemples de mini-drones à voilure fixe (à gauche) et tournante (à droite) équipés par Fly-n-Sense

### 2.2.3 L'auto-pilote

L'auto-pilote, est le calculateur qui va permettre de contrôler le drone à la place du pilote. Plus de détails sur les auto-pilotes de mini-drones les plus courants sont donnés dans [Chao 2010; Chao 2007]. Le niveau d'autonomie d'un drone varie fortement d'un modèle à l'autre.

- Le drone peut être simplement piloté à distance via un lien de communication comme si l'opérateur se trouvait à bord; les commandes du drone sont déportées au sol comme dans le cas un aéronef de modélisme.
- L'auto-pilote peut assister l'opérateur en fournissant des commandes de plus haut niveau (contrôle de l'attitude du drone (son orientation dans l'espace) et éventuellement contrôle de la direction et vitesse de déplacement), il permet de stabiliser l'aéronef.
- L'auto-pilote peut effectuer le suivi automatique d'une trajectoire plus ou moins complexe définie par l'opérateur (ligne droite, cercle, hippodrome, série de points de passage, etc.).
- Il peut éventuellement décider lui-même de sa trajectoire en fonction d'un objectif désigné par l'opérateur et des contraintes ou obstacles à éviter.
- Enfin il peut fonctionner de manière totalement autonome et choisir lui même ses objectifs.

Pour augmenter leur niveau d'autonomie, les drones ont besoin de capteurs leur permettant de connaître leur orientation, leur vitesse, leur position et l'environnement qui les entoure.

## 2.2.4 Les capteurs du drone

#### 2.2.4.1 Les capteurs pour la navigation

Voici une description des capteurs que l'on retrouve dans la plupart des drones (comme décrit par exemple dans [Kim 2006]). Ce sont des capteurs essentiels qui permettent aux drones d'être autonomes.

Le gyromètre Il mesure la vitesse de rotation du drone par rapport au repère innertiel. De nombreuses technologies de gyromètres existent (voir [Schmidt 2010]) : le gyromètre mécanique se base sur le principe de conservation du mouvement cinétique et de la force de Coriolis, le gyromètre optique se base sur l'effet Sagnac, d'autres gyromètres se basent sur des structures vibrantes notamment la technologie MEMS (de l'anglais Micro Electro Mechanical System) qui permet de concevoir des capteurs de la taille d'une puce électronique. La mesure du gyromètre est ensuite intégrée au cours du temps pour estimer l'orientation du drone.

L'accélération propre du drone. L'accélération propre du drone. L'accélération propre correspond à l'accélération inertielle non gravitationnelle, c'est-à-dire l'accélération associée à l'ensemble des forces extérieures appliquées sur le capteur. Le capteur en chute libre mesure une accélération nulle, alors que le capteur immobile sur une table mesure une accélération de 1g correspondant au champ de gravité terrestre. L'accélération du capteur par rapport au sol est obtenue en enlevant au vecteur de mesure l'accélération de la gravité terrestre. Si le capteur est immobile, il ne mesure que l'accélération de la gravité, ce qui est un bon repère d'orientation; le capteur peut alors servir d'inclinomètre. Une revue des technologies d'accéléromètres existantes est donnée dans [Schmidt 2010].

Le magnétomètre C'est un capteur de champ magnétique. Il est notamment capable de mesurer le champ magnétique terrestre. Il est utilisé pour estimer l'azimut du drone (sa direction dans le plan horizontal par rapport au nord). Comme pour une boussole, le magnétomètre permet d'estimer la direction du nord magnétique pour cela, la connaissance de la verticale locale est requise.

La radionavigation Il s'agit typiquement d'un récepteur GNSS (de l'anglais Global Navigation Satellite System) tel que le GPS (Global Positioning System) permettant d'estimer la position du drone à partir des mesures de distance entre le récepteur et plusieurs satellites dont la position est connue.

Le baromètre Il permet de mesurer la pression de l'air. Cette pression est utilisée pour estimer l'altitude du drone connaissant la pression au niveau du sol. Il est donc nécessaire d'avoir un second baromètre au sol afin de communiquer cette pression de référence pour estimer correctement l'altitude du drone.

Un télémètre Il permet d'effectuer une mesure de l'altitude du drone plus précise que le baromètre lorsque le drone est proche du sol. Il en existe de plusieurs types : ultrason, radar, optique, laser etc. La portée du télémètre est limitée (quelques mètres pour les technologies ultrason, quelques dizaines voire centaines de mètres pour les autres), il est donc utilisé principalement pour les phases de décollage et d'atterrissage.

La sonde Pitot Elle permet d'estimer la vitesse de déplacement du drone par rapport à la masse d'air. Elle est particulièrement utile pour les voilures fixes qui doivent maintenir une vitesse suffisante dans l'air pour pouvoir voler. IMU Une centrale inertielle ou IMU (de l'anglais Inertial Measurement Unit) est composée de 3 accéléromètres, 3 gyromètres orientés dans des directions orthogonales. Elle permet une mesure des vitesses angulaires et des accélérations sans aucune interaction avec l'environnement. Les centrales inertielles comportent parfois aussi 3 magnétomètres. Dans ce cas il ne s'agit plus d'une centrale inertielle au sens strict puisque les magnétomètres ne se basent pas sur le principe d'inertie pour effectuer leurs mesures. Cependant on désigne toujours cet ensemble de capteurs par le terme de centrale inertielle (IMU).

AHRS Un système de référence de cap et d'attitude (de l'anglais Attitude and Heading Reference System) est composé d'une centrale inertielle, généralement avec un magnétomètre, et d'un calculateur permettant de fusionner les mesures des capteurs pour estimer l'orientation dans l'espace (attitude) du système.

INS ou IRS Le système de navigation inertielle (de l'anglais Inertial Navigation System ou Inertial Reference System) est un calculateur permettant d'estimer la position, la vitesse et l'attitude du système à partir d'une centrale inertielle et éventuellement d'autres capteurs comme le baromètre ou le GPS ([Schmidt 2010; King 1998]).

#### 2.2.4.2 La charge utile

La charge utile est adaptée en fonction du drone et surtout de la mission à effectuer. On trouve une grande variété de capteurs, voici une liste des plus courants :

- caméra : visible ou multi-spectrale (visible, proche infrarouge, thermique) avec une résolution et un angle de vue très variable,
- radar (RAdio Detection and Ranging),
- modem de transmission radio,
- capteurs acoustiques (mesure de la pollution sonore, détection des balles pour les avions cibles, etc.),
- capteurs environnementaux : chimiques, de particules, de radioactivité, etc.,
- capteurs atmosphériques : mesure de l'hygrométrie, de la pression.

Certains de ces capteurs, en particulier les caméras, peuvent être placés dans une tourelle permettant de les orienter mécaniquement dans la direction voulue. Ainsi la direction d'observation n'est pas directement dépendante des mouvements du drone.

## 2.3 Problématiques

La conception d'un mini-drone, un système compact et léger, impose de fortes contraintes sur le choix des équipements en matière d'encombrement et de poids. Il en résulte des limitations importantes sur la qualité des capteurs (du drone et de la charge utile), les moyens de stockage, de calcul et de transmission. Les mini-drones sont très souvent employés pour emporter une caméra ou un appareil photo. L'intégration au drone d'un appareil de ce type est confrontée à plusieurs difficultés. D'une part, il doit satisfaire les contraintes de poids et d'encombrement liées à la taille du drone. D'autre part, l'acquisition des images de la caméra doit être contrôlée et synchronisée avec les autres capteurs, afin d'assurer une géolocalisation et une datation précise de chaque image et sa visualisation en temps réel depuis le sol. Ces éléments sont détaillés dans le chapitre 3.

Les capteurs inertiels (accéléromètre et gyromètre) et magnétiques (magnétomètre) sont des capteurs critiques pour le drone; ils permettent entre autres d'estimer l'orientation dans l'espace du mini-drone. Les contraintes de poids, de taille et de coût poussent la plupart des mini-drones à utiliser des capteurs à bas coût basés sur la technologie MEMS. Ces capteurs comportent de nombreux défauts et doivent être précisément calibrés. Or, les méthodes traditionnelles de calibration des centrales inertielles ont recours à des équipements très onéreux (robot de précision, table tournante etc.). Des méthodes de calibration ne nécessitant pas l'utilisation de ces robots de calibration doivent être mise en place afin d'être en adéquation avec le prix de ces capteurs. Outre la calibration intrinsèque de chacun de ces capteurs, les rotations entre les repères des capteurs doivent également être estimées afin de combiner correctement ces mesures. Ces rotations doivent être estimées entre les accéléromètres, gyromètres et magnétomètres, mais aussi entre la centrale inertielle et la caméra afin d'exploiter les images avec les données des autres capteurs. Lors de la conception d'un minidrone très compact, le magnétomètre est proche des autres organes du drone (la batterie, l'électronique de puissance, de transmission radio, de calcul, les divers actionneurs). Or certains de ces composants génèrent des perturbations magnétiques importantes qui dégradent fortement la qualité de la mesure du champ magnétique terrestre. Ces perturbations magnétiques doivent aussi être compensées pour estimer correctement le vecteur magnétique terrestre. Dans le chapitre 4 nous proposons des méthodes permettant de calibrer ces différents aspects en prenant en compte les contraintes citées.

Certaines opérations nécessitent un traitement en temps réel des données récoltées par le drone car ces informations sont immédiatement utilisées pour adapter la trajectoire du drone en fonction de ce qui est observé. D'une part, les images obtenues avec un mini-drone sont instables car la caméra suit le mouvement du drone. Il est difficile et désagréable pour un opérateur drone de visualiser ces images instables ce qui réduit sa capacité d'interprétation. Des systèmes de tourelles existent et permettent de stabiliser la caméra sur le drone en compensant les mouvements de ce dernier et en maintenant la caméra dans la direction voulue. Cependant ces systèmes sont lourds et encombrants. Il est également possible d'effectuer une stabilisation numérique des images en se fondant sur une analyse du contenu des images. Il en résulte des algorithmes coûteux et sensibles aux conditions de prise de vue. Nous proposons une alternative qui consiste à utiliser les données inertielles et la calibration fine de la caméra pour stabiliser numériquement en temps réel l'image de la caméra. D'autre part, il est difficile pour un opérateur drone de bien situer les images que le drone est en train de prendre s'il ne connaît pas le terrain. Une solution consiste à projeter les images du drone sur une carte et les assembler afin de construire une image mosaïque du lieu en temps réel. Ainsi l'opérateur a une meilleure perception de l'environnement et des changements vis-à-vis de la carte. Effectuer ce type de reconstruction en temps réel nécessite un traitement rapide des images contraignant pour ce type de problème qui est généralement considéré hors ligne. Une architecture et des méthodes permettant de répondre à ces questions sont proposées dans le chapitre 5.

# Matériel et Système

3.1 Intr	eduction	19
3.2 Disc	cussions sur les solutions existantes	20
3.3 Pré	sentation des architectures	23
3.3.1	Architecture générale	24
3.3.2	Architecture asynchrone	25
3.3.3	Architecture synchrone	27
3.4 Syn	chronisation des données	28
3.4.1	Le problème de synchronisation	28
3.4.2	Estimation conjointe	30
3.4.3	Estimation directe par recherche exhaustive	35
3.5 Con	clusion	<b>37</b>

## 3.1 Introduction

Ce chapitre présente les différentes architectures envisagées pour récupérer et synchroniser les données d'une caméra et des autres capteurs du drone (IMU, GPS, etc.) ainsi que le matériel utilisé durant la thèse.

Après une analyse de l'existant en section 3.2, deux architectures particulières sont présentées. Dans la première, en section 3.3.2, les images récupérées par le drone et les mesures des autres capteurs ne sont pas synchronisées. Dans la seconde architecture, en section 3.3.3, une synchronisation matérielle fine entre la caméra et la centrale inertielle est mise en place. Elle permet de valider les algorithmes proposés à partir d'une synchronisation temporelle correcte des données. Enfin la section 3.4 présente les méthodes mises en place pour synchroniser les mesures dans le cas de l'architecture asynchrone.

# 3.2 Discussions sur les solutions existantes

Lors de l'intégration d'une caméra sur un mini-drone, le choix de la caméra constitue un compromis entre son poids, son encombrement, son coût et ses performances. Les images obtenues sont transmises au sol par un lien de communication afin d'effectuer un traitement en temps réel des données. Cette étape nécessite la compression des images, donc l'utilisation d'un calculateur suffisamment puissant à bord du drone pour effectuer cette tâche.

D'autre part, la synchronisation des images avec les autres capteurs du drone est nécessaire dans de nombreuses situations. En effet, les informations de position et d'orientation du drone sont très utiles pour améliorer et accélérer les traitements sur les images, notamment si l'on souhaite les géolocaliser ou localiser des éléments dans celles-ci. C'est le cas par exemple pour la construction d'une carte géo-référencée (ortho-mosaïque) [Heiner 2009] ou pour la localisation et le suivi d'une cible dans l'image [Hwangbo 2009]. Or, sans une synchronisation correcte avec les images, les mesures de position et d'orientation issues du drone sont inutilisables. La seule manière de géolocaliser les images consiste à annoter (en général manuellement) des éléments dans les images dont la position au sol est connue (point de contrôle noté GCP pour Ground Control Point). Ce mode de fonctionnement n'est pas envisageable en temps réel. C'est pourquoi, la manière de synchroniser les images et les mesures de la centrale inertielle impacte fortement sur le choix du matériel utilisé pour ces applications.

La précision nécessaire pour la synchronisation est relative à la vitesse de déplacement du drone et à la précision des capteurs. En effet pour une même erreur de synchronisation, plus le drone se déplace vite et plus l'erreur de position due à une mauvaise synchronisation est importante. L'erreur de position supplémentaire due à une mauvaise synchronisation est donc corrélée avec le vecteur vitesse du drone. Supprimer ces erreurs revient à synchroniser les mesures. De la même manière, une erreur de synchronisation se traduit par une erreur supplémentaire sur l'orientation estimée de la caméra en proportion de la vitesse de rotation du drone à cet instant. Lors d'une rafale de vent ou d'un mouvement violent, le drone peut tourner sur lui-même à une vitesse de plusieurs dizaines de degrés par seconde. Aussi, si la précision de la synchronisation est trop faible, les mesures d'orientation fournies par le drone deviennent non informatives, en particulier lors de mouvement brusque du drone (voir par exemple les résultats de [Gurtner 2009]).

Des méthodes de synchronisation fine entre IMU et GPS ont été proposées par [Skog 2011; Huang 2009], elles se fondent sur une augmentation de l'état du filtre d'hybridation en ajoutant le délai de synchronisation. Ces méthodes

sont bien adaptées pour affiner la synchronisation en présence de beaucoup de mesures, mais nécessitent une initialisation précise du délai de synchronisation. En ce qui concerne les caméras, les méthodes de synchronisation mises en place dépendent beaucoup des interfaces de contrôle disponibles sur le matériel utilisé.

Les caméras intégrées sur mini-drone sont fréquemment issues de modèles grand public de caméra, d'appareil photo [Siebert 2014] ou de smartphone [Kim 2013]. Ces caméras sont bon marché et très compactes. Elles incluent le capteur ainsi que le calculateur permettant d'encoder et de compresser les images, un support de stockage et une batterie assurant l'alimentation électrique. Ces systèmes sont pourtant complexes à intégrer sur un mini-drone. Ils sont prévus pour être manipulés par un utilisateur humain, ce qui pose des contraintes d'intégration mécanique. Il n'y a généralement pas de moyen de contrôle des prises de vue à distance, ni de moyens de synchronisation des données; la pérennité du produit est limitée; l'écran de visualisation est inutile sur un drone, etc.

Une alternative est de considérer les caméras utilisées pour la vidéo surveillance. Mais ces dernières sont également difficiles à synchroniser finement. Beaucoup de ces caméras fournissent encore une sortie analogique. D'autres fournissent directement un flux réseau. Elles sont prévues pour être interfacées facilement sur un système d'information mais pas pour être contrôlées et synchronisées précisément avec d'autres capteurs.

Finalement, les caméras utilisées dans l'industrie fournissent toutes les entrées/sorties voulues pour les commander et les synchroniser finement. Ce type de caméra est utilisé par exemple par [Hol 2007]. Cependant, les images en sortie ne sont pas compressées et ces caméras sont prévues pour être directement interfacées avec un ordinateur. Dans ce cas, le problème ne vient pas de la caméra, mais de l'ordinateur ou calculateur qu'il faut embarquer sur le drone pour récupérer les images, les compresser et les stocker ou les transmettre au sol. L'étude menée par [Gurtner 2009] montre que même avec ce type de matériel, la synchronisation de la caméra avec la centrale inertielle n'est pas une tache aisée lorsqu'elle est effectuée par un ordinateur.

Divers travaux intègrent de manière compacte une centrale inertielle et une caméra pour des applications sur mini-drone ou pour des applications de réalité augmentée; en voici quelques exemples pour lesquels un traitement temps réel est réalisé, ce qui requiert une synchronisation des mesures. Lorsqu'une synchronisation matérielle n'est pas possible, il est nécessaire d'obtenir ou d'estimer le délai entre les échelles de temps de la centrale inertielle et celle de la caméra afin de synchroniser les mesures.

- Cas synchronisé: [Hol 2008b; Hol 2007] utilise une caméra industrielle couplée avec une centrale inertielle pour des applications de réalité augmentée. La synchronisation des données est effectuée de manière matérielle: c'est la centrale inertielle qui déclenche les prises de vue de la caméra. L'ensemble est relié à un ordinateur standard qui récupère et traite les données. L'encombrement et le poids d'un ordinateur posent problème pour l'intégration dans un mini-drone. [Turner 2014] utilise le signal du flash d'un appareil photo grand public pour synchroniser les images avec les informations de position GPS. Ce signal est récupéré via un adaptateur sur la broche du flash de l'appareil. Cette solution n'est utilisable que sur les appareils haut de gamme disposant d'une connectique pour flash externe qui sont relativement lourds (entre 0.7 kg et 2 kg). [Turner 2014] a recours à un drone de taille et poids important pour emporter ce matériel ce qui limite son autonomie à quelques minutes de vol.
- Cas où le délai est connu : [Gurtner 2009] utilise une caméra industrielle pour l'acquisition d'images depuis un drone et un avion. La solution de synchronisation envisagée consiste à récupérer l'ensemble des mesures (images et données de la centrale inertielle) sur un ordinateur embarqué qui se charge en même temps de les horodater. Comme exposé dans l'article, cette solution ne permet pas une datation précise des mesures à cause de la latence entre les interruptions correspondant à l'arrivée d'une nouvelle mesure/image et l'instant où le système date cette mesure. [Zhou 2009; Zhou 2010] utilise une caméra grand public sur un drone pour réaliser des images mosaïques en temps réel. La synchronisation entre les images et les autres capteurs du drone est basée sur l'horloge du GPS : un module présent dans le drone permet d'inscrire en sur-impression sur les images le temps GPS. Les mesures de la centrale inertielle sont également horodatées avec le temps GPS. D'une part, cette solution amène à une charge utile trop lourde (2.3 kg) pour être utilisable sur un mini-drone. D'autre part, la sur-impression du temps GPS sur les images doit être lue au sol afin d'effectuer la synchronisation (reconnaissance de caractères) et cette zone de l'image n'est pas utilisable pour la construction de la mosaïque. [Taylor 2008] utilise également une caméra sur un mini-drone pour réaliser des images mosaïques géo-référencées. Pour cela les images doivent être synchronisées avec au minimum les mesures de position (le GPS par exemple), et si possible les mesures d'attitude (son orientation dans l'espace). Pour cette application, les images sont retransmises au sol en temps réel. La solution proposée consiste à horodater chaque image au moment de sa réception au sol avec le temps GPS (un GPS est donc ajouté au niveau de la station sol). Les mesures du drone sont également

horodatées avec le temps GPS (à bord du drone). Le délai de transmission est considéré constant ce qui permet de synchroniser les mesures et les images a posteriori. Cette hypothèse de délai constant dans la transmission du flux vidéo est une approximation plus ou moins précise en fonction du module de transmission utilisé et de la manière de synchroniser l'image reçu avec le GPS. Pour le même type d'application, [Heiner 2009] est dans une configuration où les images sont enregistrées à bord du drone avec un appareil photo. Il utilise 2 plates-formes expérimentales. Pour la première, les images et les mesures de l'auto-pilote sont synchronisées avec le logiciel de l'auto-pilote après le vol. Pour la seconde, la caméra est un appareil photo compact grand public. La synchronisation est simplement basée sur l'heure de prise de vue pour les images et sur le temps GPS pour les mesures de l'auto-pilote. Le délai de synchronisation est donc connu mais relativement imprécis puisque l'heure de chaque image n'est connue qu'à une seconde près. A cause de cette incertitude sur le délai, l'erreur induite sur les mesures d'attitude est importante et seules les mesures de position GPS sont utilisées pour leur traitement.

Cas où le délai est inconnu : si le délai est inconnu, il est nécessaire de l'estimer. Pour cela, une grandeur doit être observée et comparée à la fois dans les images et les mesures des autres capteurs. [Hwangbo 2009] utilise un enregistrement de quelques secondes en faisant osciller la caméra et l'IMU tout en observant des éléments lointains. Un point caractéristique est détecté et suivi dans la série d'images. La trajectoire verticale de ce point est directement comparée à la mesure du gyromètre correspondant à l'axe de rotation. Le délai de synchronisation est trouvé de manière à minimiser le déphasage entre ces deux signaux. Sur le même principe [Karpenko 2011] synchronise une caméra et une centrale inertielle en effectuant un mouvement oscillant tout en observant une scène lointaine. Des points d'intérêt (POIs) sont détectés et suivis dans la série d'images. La rotation entre 2 images successives est obtenue en intégrant les mesures du gyroscope. Le délai est obtenu de manière à minimiser l'erreur entre les POIs de l'image précédente projetée dans l'image courante grâce aux informations du gyromètre et les POIs correspondants de l'image courante. Dans ces deux cas, le délai est considéré constant, il est donc estimé une fois pour toutes sur un jeux de calibration.

# 3.3 Présentation des architectures

Deux architectures matérielles ont été développées durant cette thèse : la première présentée en partie 3.3.2 ne dispose pas de solution de synchronisation



Figure 3.1 – Un drone Fly-n-Sense X4 en vol proche d'un incendie

matérielle entre la caméra et l'IMU, c'est pourquoi de nouvelles méthodes de synchronisation a posteriori sont discutées en partie 3.4. La seconde, présentée en partie 3.3.3, dispose d'une synchronisation matérielle permettant une hybridation fine entre la caméra et la centrale inertielle. Ces deux architectures utilisent la même centrale inertielle présentée dans la section suivante.

# 3.3.1 Architecture générale

L'architecture étudiée est fondée sur le matériel déjà disponible permettant d'effectuer des missions d'inspection. Elle a été adaptée afin de répondre au problème du projet STaFF® (décrit partie 2.1.3).

L'architecture correspond à un drone Fly-n-Sense de type multirotor X4. Ce drone est illustré en figure 3.1 lors d'une mission proche d'un incendie. Ce mini-drone de moins d'un mètre d'envergure et à peine plus de 2 kilogrammes est propulsé par 4 moteurs électriques. L'auto-pilote assure la stabilisation et le contrôle automatique du drone. L'état du drone est transmis en permanence à une station de contrôle au sol via un lien de communication dédié. Ces informations comprennent entre autres la position du drone, son attitude, le niveau de batterie, le point de passage actuel, etc. Ce lien de communication permet également de prendre le contrôle du drone depuis le sol ou de modifier ses objectifs.

Le drone possède de nombreux capteurs qui sont exploités par un microcontrôleur pour estimer son attitude et sa position. Les capteurs disponibles sont une centrale inertielle développée par Fly-n-Sense, un récepteur GPS, un baromètre et un télémètre ultrason.



Figure 3.2 – La carte capteurs de la centrale inertielle

La centrale inertielle est composée de capteurs MEMS : 2 capteurs accéléromètres 2 axes et 3 gyromètres 1 axe. Les signaux analogiques de ces 5 puces sont numérisés sur 16 bits à une fréquence de 500 Hz. À ces capteurs s'ajoute un magnétomètre 3 axes. Les capteurs de la centrale inertielle, illustrés figure 3.2, sont disposés sur différents PCB (Printed Circuit Board) qui sont assemblés de manière à obtenir pour chaque grandeur les mesures selon les 3 axes d'un trièdre direct.

Les mesures de position, vitesse et le Temps Universel Coordonné (UTC) sont données par un récepteur GPS à une fréquence de 5 Hz. Outre le baromètre présent sur le drone, un second baromètre est présent au niveau de la station de contrôle afin de mesurer et de transmettre au drone la pression atmosphérique au niveau du sol. L'altitude du drone est obtenue à partir de la différence de pression mesurée entre le sol et le drone. Lorsque le drone est à moins de 3 mètres du sol, le télémètre ultrason permet de fournir l'altitude du drone par rapport au sol. A cause de cette portée limitée, le télémètre ultrason est principalement utilisé durant les phases de décollage et d'atterrissage. Toutes ces données sont fusionnées dans un calculateur pour fournir à l'auto-pilote l'orientation du drone, sa position et sa vitesse.

# 3.3.2 Architecture asynchrone

Bien qu'une synchronisation matérielle de la caméra et de l'IMU semble être idéale d'un point de vue performance, cette solution soulève de nombreux problèmes de choix et d'intégration du matériel. Envisager d'effectuer la synchronisation des données a posteriori présente plusieurs avantages : le choix des caméras à intégrer est très large, y compris des caméras grand public qui sont moins coûteuses à performances équivalentes. La charge utile est complètement indépendante de l'auto-pilote et de l'IMU, on peut donc utiliser un auto-pilote commercial sur lequel on ne maîtrise pas les entrées/sorties qui sont nécessaires pour une synchronisation hardware. De plus, cela élimine au moins une partie du câblage entre la caméra et l'IMU, ainsi il est plus facile de concevoir un système drone avec plusieurs charges utiles interchangeables. Toutefois, la

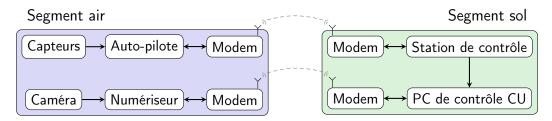


Figure 3.3 – Architecture asynchrone

synchronisation des images et des données de la centrale inertielle reste un problème majeur de cette solution qui est résolu au cas par cas.

Dans notre cas pour le projet  $STaFF^{\circledcirc}$ , le drone est équipé d'une caméra vidéo permettant d'observer l'incendie depuis le ciel. La caméra utilisée est une caméra de sécurité fournissant un flux vidéo analogique de résolution  $640 \times 480$  pixels (VGA) à une fréquence de 10 Hz. Elle ne dispose pas de solution de synchronisation matérielle. Avec un champ de vision latéral de  $90^{\circ}$ , la caméra permet d'observer rapidement une grande superficie au sol. Ce large champ de vision sur une optique à faible coût entraîne une forte distorsion de l'image; cette distorsion sera compensée après une calibration de l'optique de la caméra. Un module externe permet de numériser, compresser et rendre disponible le flux vidéo en tant que flux réseau au format RTSP (Real Time Streaming Protocol). Enfin, la vidéo est transmise au sol via un modem Wi-Fi.

La caméra est disposée sur une tourelle permettant de l'orienter selon 1 axe, de la verticale à l'horizontale. L'orientation de la tourelle par rapport au drone est connue. De par sa structure, le drone peut se déplacer dans toutes les directions du plan horizontal indépendamment de son cap. Ainsi, le cap du drone peut être utilisé pour orienter la caméra dans la direction souhaitée sans impacter la trajectoire du drone.

Deux liens de communication distincts sont utilisés entre le drone et le sol. Le premier, dit lien de télémétrie, est utilisé pour commander le drone et contrôler son état. Le second, dit lien vidéo, est utilisé pour transporter le flux vidéo de la caméra. L'exploitation du drone se fait par 2 personnes distinctes : l'une à la station de contrôle s'assure du bon fonctionnement du drone et de la sécurité du vol; l'autre, sur un second ordinateur, s'assure de l'interprétation et l'exploitation des images de la caméra. L'architecture du système est illustrée figure 3.3.

Malgré la possibilité de synchroniser a posteriori les données, le compromis nécessaire pour garder le système flexible a un impact significatif sur la qualité des données en particulier la synchronisation de celle-ci. La section suivante présente une approche différente moins flexible en terme de matériel mais permettant une meilleure qualité de synchronisation



Figure 3.4 – Système d'acquisition vidéo et inertiel développé

# 3.3.3 Architecture synchrone

Afin de travailler avec des données parfaitement synchronisées et développer une hybridation fine entre la caméra et l'IMU, une nouvelle architecture a été mise en place.

Cette architecture est composée d'une caméra CMOS industrielle 1.3 mégapixels (1280 × 1024) avec un obturateur global (Global Shutter) permettant à l'ensemble de l'image d'être capturé en même temps. Cette caméra dispose d'un trigger hardware permettant de déclencher chaque prise de vue avec une précision inférieure à la milliseconde. Elle dispose également d'une sortie strobe permettant d'identifier précisément l'instant de chaque prise de vue lorsque elle est déclenchée logiciellement. Le gain du capteur et le temps d'exposition sont finement ajustables afin de parfaitement contrôler les prises de vue. La caméra est montée avec une optique très grand angle (178° en diagonale, focale de 2.95mm). La caméra est fixée de manière rigide avec la carte capteur de l'IMU, le calculateur, le GPS et une carte d'alimentation comme illustré figure 3.4. Cet ensemble constitue un système d'acquisition vidéo et des données inertielles très compact.

La caméra ainsi que le calculateur inertiel sont reliés à un ordinateur afin de contrôler et récupérer l'ensemble des mesures. Les mesures des capteurs inertiels et magnétiques sont récupérées sans aucun traitement à une fréquence de 500Hz et la caméra peut capturer des images jusqu'à 25Hz en pleine résolution. L'acquisition de chaque image est déclenchée par la centrale inertielle afin de garantir une synchronisation des images et des mesures la plus précise possible.

Cette architecture sera exploitée aux chapitres 4 et 5 pour le développement de méthodes de calibration et pour l'application de stabilisation vidéo.

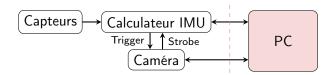


Figure 3.5 – Architecture synchrone

# 3.4 Synchronisation des données

L'exploitation des données issues de l'architecture asynchrone n'est possible qu'après avoir effectué une synchronisation de l'échelle de temps image et de l'échelle de temps des mesures de télémétrie. Pour cela, 2 méthodes de synchronisation des données sont mise en place : la première s'appuie sur une estimation conjointe du délai de synchronisation, de la position et de l'orientation du drone. La seconde utilise une métrique plus simple impliquant uniquement le délai de synchronisation.

# 3.4.1 Le problème de synchronisation

Pour les missions de type STaFF®, le drone est amené à se déplacer relativement loin de la station de contrôle (plus d'un kilomètre). Dans ces conditions, les liens de télémétrie et vidéo sont soumis à des pertes de communication temporaires et les débits limités de ces liens ne permettent pas la retransmission des messages perdus. Ces pertes sont dues par exemple à un mauvais alignement des antennes d'émission et de réception dû aux mouvements du drone ou du fait de la présence d'obstacles dans la ligne de vue entre le drone et les antennes de réception au sol.

Il n'est donc pas possible de s'appuyer sur les numéros d'échantillons à la réception pour constituer une échelle de temps correcte, tant pour les images que pour les messages de télémétrie. Pour cette raison un horodatage est ajouté aux mesures de position et d'orientation renvoyées par l'auto-pilote. Cet horodatage est associé à une échelle de temps interne à l'auto-pilote notée  $\tau$ . Les mesures de position et d'orientation fournies par le lien de télémétrie sont indexées par  $j \in \mathcal{J} = [0, J-1]$  et correspondent au temps  $\tau_j$ . La transmission vidéo étant numérique, chaque image est associée à un temps depuis le début de la vidéo noté t. Cette échelle de temps est liée au numériseur qui encode le flux vidéo de la caméra. Les images reçues sont indexées par  $i \in \mathcal{I} = [0, I-1]$  et correspondent au temps  $t_i$ . Avec cet horodatage, tant pour les mesures de télémétrie que pour la vidéo, il est possible de détecter et gérer les pertes de données dues à une mauvaise transmission.

Cependant, la capture de la vidéo se fait de manière totalement indépendante de l'auto-pilote et ces deux échelles de temps ne sont pas synchronisées.

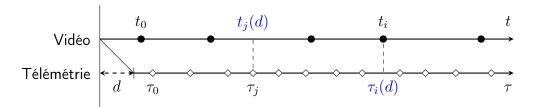


Figure 3.6 – Chronogramme représentant les mesures sur leur échelle de temps respective décalées d'un délai d

D'autre part, pour des raisons techniques, l'échelle de temps associée à la vidéo dépend de l'instant où l'opérateur lance l'acquisition de la vidéo depuis le sol, alors que l'échelle de temps des mesures de position du drone dépend de l'instant où le drone démarre. Ainsi, le délai entre les 2 échelles de temps est différent pour chaque nouveau vol et ne peut donc pas être calibré en usine. Ce délai, noté d, doit être estimé pour pouvoir synchroniser les images et les mesures de télémétrie à leur réception au sol. Le délai est défini tel que l'instant t sur l'échelle de temps vidéo correspond à l'instant  $\tau + d$  sur l'échelle de temps de l'auto-pilote, comme illustré sur le chronogramme en figure 3.6. Soient les notations permettant d'effectuer les correspondances entre les deux échelles de temps :

$$t_j(d) \triangleq \tau_j + d$$
 et  $\tau_i(d) \triangleq t_i - d$  (3.1)

Sur cette architecture, il n'est pas possible d'étiqueter les images avec un horodatage GPS comme proposé par [Zhou 2010]. En effet, le temps de réception des images n'est pas fiable à cause des tampons des différentes interfaces réseau et du module logiciel de décodage de la vidéo. Dans ces conditions, utiliser le temps de réception pour étiqueter les images et les synchroniser avec la télémétrie comme évoqué par [Taylor 2008] n'est pas une solution fiable. Le temps de réception est uniquement utilisé pour initialiser le délai à une valeur proche du délai réel.

Deux approches sont envisagées pour synchroniser les données : la première consiste à estimer conjointement la position et l'orientation du drone et le délai d dans un cadre bayésien. La seconde approche se base sur la construction de mesures de plus haut niveau permettant de comparer directement les mesures image et télémétrie. La fonction d'erreur obtenue étant non convexe, le délai est obtenu via un échantillonnage de l'espace et une recherche exhaustive.

# 3.4.2 Estimation conjointe

#### 3.4.2.1 Modèles de mesures

Soit  $x_i$  le vecteur d'état représentant la position et l'orientation du drone dans l'espace à l'instant  $t_i$ . Soit  $x_j(d)$  le vecteur d'état du drone à l'instant  $t_j(d) = \tau_j + d$ .

Deux type de capteurs sont considérées. D'une part, les mesures de télémétrie notées  $g_j$  avec  $j \in \mathcal{J}$ . Ces mesures donnent directement une information sur l'état du drone à l'instant  $x_j(d)$  via le modèle de mesure suivant :

$$\mathbf{g}_j = f_g(\mathbf{x}_j(d)) + \mathbf{w}_j^g \quad \text{avec} \quad \mathbf{w}_j^g \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{\Sigma}^g)$$
 (3.2)

avec  $f_g$  la fonction de mesure et  $\boldsymbol{w}^g$  le bruit de mesure considéré centré et gaussien, avec indépendance des  $\boldsymbol{w}_j^g$ . La fonction  $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  représente la loi normale tridimensionnelle de moyenne  $\boldsymbol{\mu}$  et de covariance  $\boldsymbol{\Sigma}$ :

$$\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu})^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu})}$$
(3.3)

D'autre part, l'image i formée à l'instant  $t_i$ . Cette image dépend de l'état du drone et de l'environnement observé. L'environnement est inconnu, mais considéré fixe. Si la même zone est observée sur plusieurs images consécutives, il est possible de construire une mesure de plus haut niveau notée  $v_{i,i-1}$  donnant une information de déplacement relatif entre les différentes prises de vue. Cette mesure de plus haut niveau est beaucoup plus facile à manipuler que l'ensemble de l'image. Par exemple, pour la caméra sténopée capturant les images d'un sol supposé plan, un modèle d'homographie est pertinent. Le modèle de mesure considéré est :

$$\mathbf{v}_{i,i-1} = f_v(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i-1}) + \mathbf{w}_i^v \quad \text{avec} \quad \mathbf{w}_i^v \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{\Sigma}^v)$$
 (3.4)

Les  $\boldsymbol{w}_{i}^{v}$  sont supposés indépendants. La manière dont est obtenue cette mesure sera détaillée dans la section 5.1.3.

#### 3.4.2.2 Critère optimisé

L'approche proposée se place dans un cadre Bayesien, elle consiste en une estimation au sens du maximum de vraisemblance de l'ensemble des  $\boldsymbol{x}_i$  pour  $i \in \mathcal{I}$ , noté  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}$ , et du délai d. Les grandeurs  $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathcal{I}}$  et  $\hat{d}$  recherchées sont telles que

$$\widehat{\boldsymbol{x}}_{\mathcal{I}}, \widehat{\boldsymbol{d}} = \max_{\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d} p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{I}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d)$$
(3.5)

D'après les hypothèses d'indépendances entre les variables découlant du modèle de mesure posé, la densité de probabilité  $p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{I}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d)$  peut se factoriser afin d'en simplifier l'expression en appliquant les lois de probabilités conditionnelles :

$$p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{I}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d) = p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d)p(\boldsymbol{v}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}})$$
(3.6)

$$= p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d) \prod_{i \in \mathcal{I}} p(\boldsymbol{v}_{i,i-1}|\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_{i-1})$$
(3.7)

En effet, les mesures  $v_{i,i-1}$  ne dépendent que des états  $x_i$  et  $x_{i-1}$  d'après le modèle de mesure équation 3.4.

Le calcul de  $p(\mathbf{g}_{\mathcal{J}}|\mathbf{x}_{\mathcal{I}},d)$  pose problème puisque les mesures disponibles, le sont aux instants  $\tau_{\mathcal{J}} = t_{\mathcal{J}}(d)$  et dépendent des états  $\mathbf{x}_{\mathcal{J}}(d)$  et non pas des états  $\mathbf{x}_{\mathcal{I}}$  aux instants  $t_{\mathcal{I}}$ .

La première solution envisagée consiste à s'aligner sur les mesures de télémétrie, ce qui oblige soit à estimer les états intermédiaires  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}}(d)$  et ajoute un grand nombre d'inconnues supplémentaires, soit à exprimer les  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}}(d)$  à partir des états  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}$  recherchés via une fonction d'interpolation. Ainsi,  $p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}},d)$  peut s'exprimer :

$$p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}},d) = \int_{\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}} p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}}) p(\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}},d) d\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}}$$
(3.8)

$$\approx p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{J}|\mathcal{I}}(d)) \tag{3.9}$$

$$\approx \prod_{j \in \mathcal{J}} p(\boldsymbol{g}_j | \boldsymbol{x}_{j|\mathcal{I}}(d)) \tag{3.10}$$

avec 
$$\mathbf{x}_{\mathcal{J}|\mathcal{I}}(d) = \text{interp}(\mathcal{J}, \mathbf{x}_{\mathcal{I}}, d)$$
 (3.11)

et 
$$\mathbf{x}_{j|\mathcal{I}}(d) = \text{interp}(j, \mathbf{x}_{\mathcal{I}}, d)$$
 (3.12)

ou la fonction interp $(\mathcal{J}, \mathbf{x}_{\mathcal{I}}, d)$  fournie les états  $\mathbf{x}_{\mathcal{J}|\mathcal{I}}(d)$  interpolées aux instants  $\tau_{\mathcal{J}}$  à partir des états  $\mathbf{x}_{\mathcal{I}}$  et du délai d. Dans notre cas, la fréquence des images est trop faible pour pouvoir effectuer une interpolation correcte de l'état au vue de la dynamique du drone.

La seconde solution envisagée est de construire des mesures de télémétrie intermédiaires  $g_{\mathcal{I}|\mathcal{J}}(d)$  aux instants images. En supposant une certaine continuité dans le mouvement du drone et une fréquence des mesures de télémétrie suffisante, des mesures intermédiaires peuvent être construites par interpolation des mesures de télémétrie :

$$\mathbf{g}_{\mathcal{I} \cup \mathcal{I}}(d) = \operatorname{interp}(\mathcal{I}, \mathbf{g}_{\mathcal{I}}, d)$$
 (3.13)

et 
$$\boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d) = \text{interp}(i, \boldsymbol{g}_{\mathcal{J}}, d)$$
 (3.14)

La fréquence des mesures de télémétrie étant bien supérieure à la fréquence des images, les mesures interpolées aux instants image ne dépendent que des échantillons de télémétrie proche du temps images, elles conservent donc leur indépendance. Avec ce jeux de mesures interpolées, nous nous intéressons à la résolution d'un nouveau problème : le maximum de vraisemblance de la probabilité  $p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{I}|\mathcal{J}}(d), \boldsymbol{v}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d)$ . Cette probabilité peut alors être factorisée sous la forme :

$$p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{I}|\mathcal{J}}(d), \boldsymbol{v}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d) = p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{I}|\mathcal{J}}(d)|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d)p(\boldsymbol{v}_{\mathcal{I}}|\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}})$$

$$= \prod_{i \in \mathcal{I}} p(\boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d)|\boldsymbol{x}_{i}, d) \prod_{i \in \mathcal{I}} p(\boldsymbol{v}_{i,i-1}|\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{i-1})$$
(3.15)

Le maximum de vraisemblance de cette loi est estimé en minimisant la log vraisemblance [Bishop 2006]

$$-\log \prod_{i \in \mathcal{I}} p(\boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d)|\boldsymbol{x}_i, d) \prod_{i \in \mathcal{I}} p(\boldsymbol{v}_{i,i-1}|\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_{i-1})$$
(3.16)

En exploitant la factorisation établie, et comme les lois de probabilité étudiées sont de la famille exponentielle (cf équations 3.2 et 3.4), cette minimisation est équivalente à la minimisation de la fonctionnelle

$$E(\boldsymbol{x}_{\mathcal{I}}, d) = \sum_{i \in \mathcal{I}} \left\| \boldsymbol{e}_{i}^{g}(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d)) \right\|_{\Sigma^{g}}^{2} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \left\| \boldsymbol{e}_{i,i-1}^{v}(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{i-1}, \boldsymbol{v}_{i,i-1}) \right\|_{\Sigma^{v}}^{2}$$
(3.17)

avec  $\boldsymbol{e}_{i}^{g}$  et  $\boldsymbol{e}_{i,i-1}^{v}$  représentant les erreurs entre les mesures (respectivement  $\boldsymbol{g}_{i}(d)$  et  $\boldsymbol{v}_{i,i-1}$ ) et les valeurs prédites par les modèles de mesure (respectivement  $f_{g}$  et  $f_{v}$ ):

$$\boldsymbol{e}_i^g = \boldsymbol{g}_i(d) - f_g(\boldsymbol{x}_i) \tag{3.18}$$

$$e_{i,i-1}^v = v_{i,i-1} - f_v(x_i, x_{i-1})$$
 (3.19)

# Représentation graphique

Ce problème peut être représentée sous la forme d'un graphe de facteurs ([Koller 2009]) tel que celui présenté en figure 3.7 avec 5 images. Dans ce graphe, chaque nœud représente une variable à estimer et chaque facteur, une contrainte liant différents nœuds. Cette contrainte peut être liée à une mesure ou à un a priori sur la variable. Ce type de représentation permet de clairement faire apparaître les dépendances entre les variables et l'impact de l'ajout de nouvelle mesures. Le lien entre les représentations graphique sous forme de graphe de facteurs et les représentation plus courante sous forme de graphe bayésien est détaillé dans [Bishop 2006].

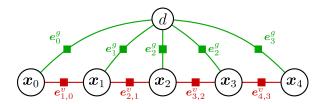


Figure 3.7 – Graphe de facteurs représentant le problème d'estimation. Chaque nœud du graphe représente une variable à estimer, et chaque facteur (illustré par un carré plein) représente une contrainte liant les différentes variables à estimer.

#### 3.4.2.3 Résultats et discussion

Une simulation des images et des mesures de télémétrie a été réalisée sous Matlab à partir d'une trajectoire rectangulaire simulée du drone à 100 mètres d'altitude au-dessus d'un sol plat. Cette simulation comporte 55 images et 2550 mesures de télémétrie ce qui correspond à une fréquence de mesure comparable à ce qui est obtenu en réalité. Les images ont été recréées en projetant sur le plan image (qui dépend le la position du drone) une image aérienne de plus haute résolution couvrant la zone considérée. Cette simulation permet d'étudier le comportement de la synchronisation sur des données contrôlées dont on dispose d'une vérité-terrain.

L'algorithme de synchronisation est implémenté en C++ avec la bibliothèque g2o [Kümmerle 2011] permettant de manipuler et d'optimiser efficacement des graphes de facteurs. Les mesures intermédiaires  $\mathbf{g}_{i|\mathcal{J}}(d)$  sont obtenues par une interpolation linéaire des mesures  $\mathbf{g}_{\mathcal{J}}$ . Si k représente la position relative comprise entre 0 et 1 de l'échantillon  $\mathbf{g}_{i|\mathcal{J}}(d)$  à interpoler entre les échantillons  $\mathbf{g}_{j}$  et  $\mathbf{g}_{j+1}$  alors une interpolation linéaire dans le cas de mesures euclidiennes peut être formulée par :

$$\boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d) = k\boldsymbol{g}_j + (1-k)\boldsymbol{g}_{j+1} \tag{3.20}$$

Afin de visualiser la fonctionnelle à minimiser et l'impact du délai d sur celle-ci, le graphe à optimiser est construit, puis pour chaque délai, le nœud du graphe correspondant est fixé à la valeur du délai et le reste du graphe est optimisé. Soit  $E(\widehat{x_I}, d)$  l'erreur résiduelle définie comme l'erreur de la fonctionnelle 3.17 obtenue après optimisation avec les valeurs  $\widehat{x_I}$  estimées.

L'erreur résiduelle est tracée en rouge en fonction du délai figure 3.8. Cette erreur comporte un grand nombre de minimums locaux. En particulier, on constate la présence d'un maximum lorsque le délai est un multiple de la période d'échantillonnage de la télémétrie (donc k=0 et il n'y a pas d'interpolation). Un minimum local est présent lorsque l'interpolation est effectuée avec k=1/2.

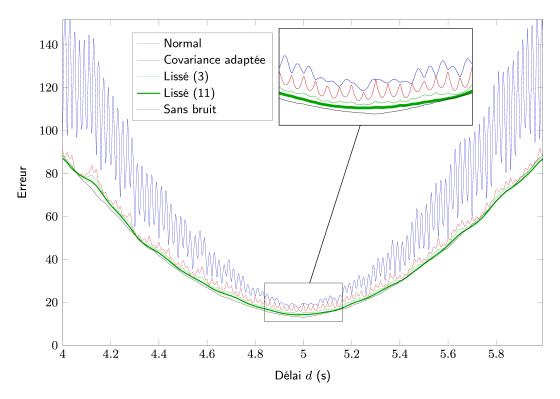


Figure 3.8 – Erreur résiduelle de l'optimisation en fonction du délai sur les données simulées. Les courbes correspondent aux erreurs résiduelles après optimisation du graphe avec le délai fixé, en fonction du délai. En bleu, la covariance des mesures est adaptée lors de l'interpolation, en rouge, la covariance des mesures n'est pas adaptée lors de l'interpolation; en vert, les mesures de télémétrie sont lissées au préalable sur une fenêtre de 3 ou 11 échantillons; en noir, la fonction d'erreur sans bruit sur les mesures de télémétrie.

Ce phénomène est lié au changement de la covariance de la mesure interpolée. En effet, la mesure  $g_{i|\mathcal{J}}(d)$  est ici interpolée à partir des 2 mesures les plus proches. Or cette interpolation réduit la covariance de la mesure  $g_{i|\mathcal{J}}(d)$  par rapport aux covariances des mesures utilisées. Si la covariance de la mesure interpolée est inchangée par rapport aux mesures initiales dans le calcul de la fonctionnelle à minimiser (équation 3.17), elle est alors sur-estimée ce qui amène la formation d'un minimum local. Lorsqu'il n'y a pas de bruit sur les mesures de télémétrie (courbe noire), tous les minimums locaux sont éliminés et l'optimisation converge correctement vers le minimum global.

La covariance de la mesure interpolée  $g_{i|\mathcal{J}}(d)$  n'est pas égale à la covariance des mesures initiales  $g_j$ . Pour prendre en considération cette aspect, la covariance de la mesure interpolée  $g_{i|\mathcal{J}}(d)$  peut être calculée en fonction de l'interpolation effectuée (en fonction de k) et de la covariance initiale des mesures  $\Sigma_g$ . Dans le cas de l'interpolation linéaire décrite équation 3.20, la covariance

associée à l'échantillon  $g_{i|\mathcal{J}}(d)$  est alors :

$$\Sigma_g'(k) = (2k^2 - 2k + 1)\Sigma_g \tag{3.21}$$

La fonction d'erreur tracée en bleu figure 3.8, correspond au cas ou la covariance des échantillons interpolés est adaptée. Comme le montre cette courbe, la covariance est correcte uniquement lorsque l'on est proche du délai optimal. En effet, lorsque le délai est incorrect, les mesures de télémétrie sont biaisées. La covariance calculée entre 2 échantillons est sous-estimée ce qui entraîne des minimums locaux au niveau des échantillons. Cette solution n'est donc pas adaptée à notre problème.

La solution envisagée afin d'éliminer ces minimums locaux et pouvoir appliquer l'optimisation conjointe, consiste à lisser les mesures de télémétrie avant d'effectuer l'interpolation. Les résultats de l'application d'un filtre passe bas sur une fenêtre de taille 3 échantillons et 11 échantillons sont présentés en vert sur la figure 3.8. Les minimums locaux sont bien éliminés en appliquant un lissage suffisant ce qui permet à l'optimisation de correctement déterminer le minimum global de la fonctionnelle.

Une alternative peut être d'utiliser une méthode d'interpolation plus sophistiquée. On peut s'attendre dans ce cas à des résultats similaires au cas lissé puisque une interpolation prenant en compte un plus grand nombre d'échantillons autour de la valeur à interpoler (par exemple avec une spline) va implicitement lisser les mesures.

# 3.4.3 Estimation directe par recherche exhaustive

## 3.4.3.1 Approche par comparaison directe des homographies

La solution alternative proposée ici est fondée sur le principe suivant : pour pouvoir synchroniser les 2 échelles de temps, il est nécessaire d'extraire des mesures de même type de ces 2 espaces de mesures. Le délai entre les échelles de temps sera celui qui minimise la différence entre ces mesures. Contrairement à la méthode précédente, l'ensemble des états  $x_{\mathcal{I}}$  du drone n'est pas estimé conjointement au délai d.

D'une part, des mesures de similitude entre les images successives sont obtenues sous la forme d'homographies  $\widehat{\boldsymbol{H}}_{i,i-1}^{im}$ . D'autre part, pour un délai donné, à partir des mesures de position et d'orientation du drone interpolées aux instants des images  $\boldsymbol{g}_i(d)$ , il est possible de calculer une homographie relative entre les instants successifs :

$$\widehat{\boldsymbol{H}}_{i,i-1}^{tm}(d) = H\left(\boldsymbol{g}_{i|\mathcal{J}}(d), \boldsymbol{g}_{i-1|\mathcal{J}}(d)\right)$$
(3.22)

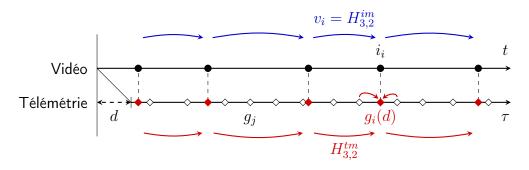


Figure 3.9 – Chronogramme représentant les pseudo mesures introduites lorsque le délai de synchronisation est correctement estimé.

avec  $\mathbf{g}_{i|\mathcal{J}}(d) = \operatorname{interp}\left(i, \mathbf{g}_{\mathcal{J}}, d\right)$  et  $H\left(\mathbf{g}_{a}, \mathbf{g}_{b}\right)$  l'homographie prédite à partir des états  $\mathbf{g}_{a}$  et  $\mathbf{g}_{b}$ . Cette homographie correspond à celle qui aurait dû être trouvée si les images avaient été prises aux positions indiquées. Le détail pour l'obtention de ces homographies relatives en fonction des mesures de télémétrie est donné en section 5.1.3. Ces deux homographies sont illustrées sur le chronogramme de la figure 3.9.

Une erreur sur l'ensemble des mesures peut être calculée en fonction du délai d en comparant les homographies obtenues avec les mesures de télémétrie interpolées, et celles obtenues à partir des images.

$$E(d) = \sum_{i} \left\| e_h \left( \widehat{\boldsymbol{H}}_{i,i-1}^{im}, \widehat{\boldsymbol{H}}_{i,i-1}^{tm}(d) \right) \right\|^2$$
 (3.23)

avec  $e_h$  une fonction permettant de comparer 2 homographies :

$$e_h(\boldsymbol{H}_a, \boldsymbol{H}_b) = \left\| \boldsymbol{H}_a \boldsymbol{H}_b^{-1} - \boldsymbol{I}_3 \right\|^2$$
(3.24)

Pour que cette erreur dépende du délai d, un mouvement suffisant doit avoir lieu entre les images. Aussi en début de chaque vol, le drone effectue 3 mouvements de rotation sur place (changement de cap) de manière à garantir l'observabilité du délai d. Le mouvement effectué est systématiquement le même pour assurer la répétabilité de la procédure. La minimisation de cette erreur permet de trouver le délai de synchronisation.

Le délai entre la réception des mesures image et télémétrie donne une valeur initiale du délai. Cette valeur est incertaine à cause des différents temps de traitement sur la caméra et la centrale inertielle. Toutefois, elle constitue une bonne initialisation du délai dans une fenêtre de quelques secondes. Le délai exact est trouvé en effectuant une minimisation par recherche exhaustive dans une fenêtre de 4 secondes autour de cette valeur initiale. Le pas de la recherche utilisé est de 0.1 seconde.

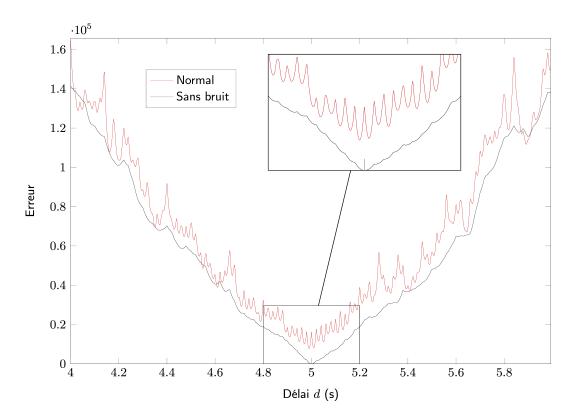


Figure 3.10 – Erreur  $e_h$  en fonction du délai sur les données simulées en rouge, et en noir, erreur dans le cas ou il n'y a pas de bruit sur les mesures de télémétrie.

#### 3.4.3.2 Résultats et discussion

Cette méthode a été testée sur la même simulation de trajectoire que dans le cas de l'estimation conjointe. La figure 3.10 présente les courbes de  $e_h$  en fonction du délai dans le cas de la simulation précédente (en rouge) et dans le cas où il n'y a pas de bruit sur les mesures de télémétrie (en noir). Cette fonction est non convexe, y compris lorsqu'il n'y a pas de bruit sur les mesures de télémétrie, mais dépendant uniquement d'une seule variable : le délai. C'est pourquoi le minimum de la fonctionnelle est obtenu en échantillonnant l'espace des délais possibles et en appliquant une recherche exhaustive.

# 3.5 Conclusion

Ce chapitre présente le matériel utilisé ainsi que les 2 architectures d'acquisition considérées. La version asynchrone est la plus simple à mettre en œuvre en terme de matériel puisque la caméra est complètement indépendante de la centrale inertielle embarquée dans le drone. Toutefois cette architecture pose de nouveaux problèmes en terme de synchronisation des mesures. La seconde architecture utilise du matériel industriel permettant un contrôle précis de la caméra, y compris sa synchronisation précise avec d'autre capteurs. Elle permet

donc une acquisition optimale des mesures de la caméra et de l'IMU. Toutefois cette acquisition est actuellement effectuée sur un ordinateur classique et ne peut être embarquée en l'état sur un mini-drone.

Pour la première architecture, les mesures doivent être synchronisées de manière logicielle lors de leur réception au sol. Deux méthodes de synchronisation ont été proposées : la première se base sur une estimation conjointe de l'état du drone pour chaque image et du délai de synchronisation. Le caractère non convexe de la fonctionnelle à minimiser nous a amené à proposer une étape de lissage de la trajectoire du drone afin de pouvoir correctement estimer le délai. Il serait envisageable d'utiliser d'autres approches pour résoudre ce problème comme par exemple estimer alternativement le délai en fixant les positions et caméras puis les position en fixant le délai (méthode d'espérance-maximisation). La seconde méthode proposée s'appuie sur la construction de mesures de plus haut niveau à partir des mesures de télémétrie et du délai. Ces mesures sont directement comparables aux mesures obtenues à partir des images successives. La fonction d'erreur obtenue étant non convexe, le délai est estimé via une recherche exhaustive. Les alternatives à cette recherche exhaustive existent comme par exemple les algorithmes d'optimisation stochastique comme le recuit simulé. Toutefois le très grand nombre de minimum locaux présents sur la fonctionnelle nous obligerait à la lisser au préalable pour se rapprocher du cas sans bruit.

# **Calibration**

4.1	Intr	oduction				
	4.1.1	Systèmes de coordonnées				
<b>4.2</b>	Cali	bration IMU 41				
	4.2.1	Modèle de mesure 41				
	4.2.2	État de l'art				
	4.2.3	Méthode proposée pour la calibration statique complète 49				
	4.2.4	Calibration des perturbations dynamiques sur les				
		magnétomètres				
	4.2.5	Résultats				
4.3 Calibration géométrique de la caméra 71						
	4.3.1	Modèle de formation des images 71				
	4.3.2	Rectification des images				
4.4	4.4 Calibration inter capteur IMU-caméra 74					
	4.4.1	Méthodes existantes				
	4.4.2	Méthode proposée				
	4.4.3	Implémentation et résultats				
4.5	4.5 Conclusion					

# 4.1 Introduction

L'amélioration des technologies MEMS a permis la miniaturisation des capteurs inertiels. Ce type de capteur se retrouve dans de nombreux systèmes comme les manettes de jeux ou les smartphones et également dans les drones. Toutefois, leur utilisation dans l'aéronautique, nécessite d'améliorer la qualité de mesure par rapport au besoin pour, par exemple, orienter correctement une image sur un smartphone. Or les capteurs MEMS, s'ils présentent l'avantage

d'être peu chers et très compacts, sont néanmoins beaucoup moins précis que les capteurs des centrales inertielles tactiques utilisés dans l'aviation civile ou pour des applications militaires.

Lors de la conception de systèmes très compacts comme un mini-drone, des perturbations électromagnétiques liées à l'environnement immédiat des capteurs peuvent également dégrader les mesures. Ces perturbations sont particulièrement notables dans le cas des magnétomètres. En effet, dans le contexte de mini-drones, les magnétomètres sont utilisés pour mesurer le champ magnétique terrestre et ainsi estimer le cap de l'appareil, mais ils sont également sensibles à tous les champs magnétiques environnants ainsi qu'aux matériaux ferromagnétiques qui créent des distorsions du champ ambiant. Plus ces capteurs sont proches des organes de puissances ou de câbles d'alimentation parcourus par une intensité importante et plus les perturbations magnétiques sont importantes. Or lors de la conception d'un mini-drone compact, cette proximité est inévitable et pénalisante.

Une grande partie des erreurs de ces capteurs, qu'elle soit dues à l'environnement ou aux imperfections des capteurs, est statique et peut-être compensée avec une calibration appropriée des différents capteurs. La méthode proposée dans ce chapitre permet d'effectuer cette calibration sans avoir recours à un matériel externe et couteux. Une nouvelle méthode est également présentée afin de compenser les perturbations dynamiques des mesures magnétiques liées au mini-drone lui-même.

Lors de missions d'inspection ou de surveillance, un organe de vision tel qu'une caméra est également important et doit être calibrée pour pouvoir interpréter correctement leurs données au sein de l'environnement 3D.

En outre, pour pouvoir être combinées ensembles, les mesures des différents capteurs doivent être exprimées dans un repère commun. Aussi les changements de repère entre les capteurs sont des éléments supplémentaires de la calibration du système.

Ce chapitre présente les méthodes développées et mises en œuvre pour la calibration des capteurs inertiels et magnétiques, de la calibration des perturbations dynamiques du champ magnétique, la calibration de la caméra ainsi que des rotations entre les repères des différents capteurs.

# 4.1.1 Systèmes de coordonnées

Les capteurs ne sont pas physiquement placés au même endroit et leurs axes ne sont pas orientés dans les même directions. Voici la définition des principaux repères utilisés dans la suite du document :

— n, le repère de navigation, dont les axes sont respectivement orientés vers

le Nord, l'Est et la verticale Descendante (NED). Ce repère est considéré fixe et comme un repère inertiel. C'est-à-dire que la rotation de la terre est négligeable vis-à-vis de la précision des capteurs. D'autre part, la terre est considérée comme localement plane. L'origine du repère est fixé arbitrairement au point de décollage du drone.

- b, (body) est le repère mécanique lié à la centrale inertielle et à la caméra. C'est ce repère qui est également utilisé pour repérer la position et l'orientation du drone par rapport au repère de navigation.
- a, le repère formé par les axes de 3 accéléromètres,
- $\mathfrak{g}$ , le repère formé par les axes des 3 gyromètres,
- m, le repère formé par les axes des 3 magnétomètres,
- $\star$ , un repère introduit pour simplifier les notations qui désigne l'un des repères  $\mathfrak{a}$ ,  $\mathfrak{g}$  ou  $\mathfrak{m}$  en fonction du capteur considéré.
- c, le repère de la caméra,
- i, le repère de l'image (il s'agit donc d'un repère en 2 dimensions).

Tous ces repères, excepté  $\mathfrak{n}$ , évoluent au cours du temps en fonction de la position et l'orientation du drone.

# 4.2 Calibration IMU

Avant de détailler l'état de l'art concernant les méthodes de calibration des capteurs de l'IMU, les modèles de mesure des capteurs sont présentés section 4.2.1. Les méthodes de calibration établies seront ensuite présentées sections 4.2.3, 4.2.3.6 et 4.2.4. Enfin la section 4.2.5 présente les résultats obtenus.

## 4.2.1 Modèle de mesure

# Les capteurs

3 capteurs tri-dimensionnels sont considérés, ils constituent les capteurs de la centrale inertielle et magnétique :

— l'accéléromètre, il mesure l'ensemble des forces spécifiques qui lui sont appliquées (l'accélération propre). Soient les accélérations du mobile et l'accélération de la gravité notée  $g_0$ , le tout dans le repère local du capteur. (Au vu de la précision des capteurs MEMS, on ne considère pas de variation du champ de gravité en fonction de l'altitude ou de la latitude (accélération de Coriolis)).

- le gyromètre, il mesure la vitesse de rotation de la centrale par rapport au repère inertiel. Pour des capteurs MEMS, la rotation de la terre n'est pas prise en compte (15°/h < dérive du capteur) et l'on considère le repère terrestre (ici le repère de navigation) comme repère inertiel.
- le magnétomètre, il mesure idéalement uniquement le champ magnétique terrestre noté  $m_0$  dans le repère local du capteur. Ce vecteur est lui aussi considéré constant dans le repère de navigation.

#### Modèle de mesure

Les 3 types de capteurs sont entachés d'erreurs : tout d'abord, un biais de mesure est induit par l'électronique des capteurs. D'autre part, le facteur d'échelle (le ratio entre le signal électrique en sortie du capteur et la grandeur physique mesurée en entrée) n'est pas connu avec précision et peut varier d'un composant à l'autre. Ensuite, les axes de chaque capteur ne forment pas toujours un trièdre parfait ; l'erreur d'alignement entre les axes est plus importante lorsque le capteur est constitué de 3 composants (un pour chaque axe) assemblés sur différents circuits imprimés afin de former le trièdre capteur. Finalement, les mesures sont exprimées dans les repères de chacun des capteurs. Ces repères ne sont pas nécessairement alignés entre eux.

La plupart de ces erreurs sont prises en compte par un modèle affine comme détaillé par [Renaudin 2010]. C'est ce modèle qui est choisi comme modèle de mesure pour les 3 capteurs. Soit  $\boldsymbol{x}^{\mathfrak{b}}$  la grandeur vectorielle à mesurer exprimée dans le repère de l'IMU (l'accélération propre pour l'accéléromètre, la vitesse angulaire pour le gyromètre et le champ magnétique terrestre pour le magnétomètre), et  $\tilde{\boldsymbol{x}}^*$  la mesure associée, exprimée dans le repère du capteur. Le modèle de mesure affine est défini par :

$$\tilde{\boldsymbol{x}}^{\star}(t) = h\left(\boldsymbol{x}^{\mathfrak{b}}(t), \boldsymbol{A}_{\star \mathfrak{b}}, \boldsymbol{b}_{\star}(t)\right) + \boldsymbol{n}_{\star}(t)$$
 (4.1)

$$= \mathbf{A}_{\star b} \mathbf{x}^{b}(t) + \mathbf{b}_{\star}(t) + \mathbf{n}_{\star}(t)$$
(4.2)

avec  $A_{\star b}$  et  $b_{\star}(t)$  les paramètres de calibration de chaque capteur, et  $n_{\star}(t)$  le bruit du capteur considéré comme un bruit centré. Le vecteur  $b_{\star}(t)$  prend en compte le biais du capteur (3 degrés de liberté (ddl)). Ce biais est considéré constant pour l'accéléromètre et le gyromètre. En pratique, les biais accéléromètre et gyromètre évoluent légèrement au cours du temps, en particulier lors de changement de température. Nous nous intéressons ici à la calibration initiale de ce biais, c'est ensuite à l'algorithme effectuant la fusion des capteurs d'estimer d'éventuelles dérives de ce biais [Boer 2010; Amirsadri 2012]. La matrice  $A_{\star b}$  permet à la fois de corriger le facteur d'échelle du capteur selon chacun de ces axes (3 ddl), les erreurs d'alignement des axes du capteur (3 ddl)

et la rotation entre le repère du capteur et le repère de l'IMU (3ddl).

Dans le cas des magnétomètres, le champ magnétique terrestre est perturbé par l'environnement immédiat du capteur. Deux sources de perturbations sont usuellement distinguées [Renaudin 2010; GebreEgzia 2001]: Hard et Soft Iron. Les perturbations liées au Hard Iron sont dues au champ magnétique supplémentaire créé par des aimants permanents ou des courants électriques. Les perturbations liées au Soft Iron sont dues aux distorsions du champ magnétique du fait de la présence de matériaux ferromagnétiques. Ces perturbations sont d'autant plus intenses que le capteur est proche des matériaux ferromagnétiques et des câbles électriques (contrôleur moteur, batterie, modem de transmission, etc.). C'est pourtant une situation typique lorsque l'on cherche à concevoir des systèmes compacts comme les mini-drones. Ces perturbations viennent s'ajouter aux imperfections du capteur et sont prises en compte par  $A_{\star \mathfrak{b}}$  pour le Soft Iron et par  $b_{\star}$  pour le Hard Iron. Le modèle de mesure du magnétomètre est illustré figure 4.1.

Cependant lorsque l'environnement change au cours du temps (par exemple le changement de la consommation de courant d'un sous-système), les perturbations associées sont également modifiées. Pour prendre en compte les changements dynamiques du Hard Iron, nous modélisons le biais  $\boldsymbol{b}_{\mathfrak{m}}(t)$  avec une partie statique  $\boldsymbol{b}_{sm}$  et une partie dynamique  $\boldsymbol{b}_{dm}(t)$ :

$$\boldsymbol{b}_{\mathfrak{m}}(t) = \boldsymbol{b}_{s\mathfrak{m}} + \boldsymbol{b}_{d\mathfrak{m}}(t) \tag{4.3}$$

La calibration de chaque capteur consiste à estimer les paramètres déterministe de ce modèle de mesure, soit  $\boldsymbol{b}_{\star}(t)$  et  $\boldsymbol{A}_{\star b}$ .

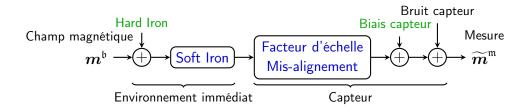


Figure 4.1 – Modèle de mesure du magnétomètre

#### Rectification des mesures

Une fois la calibration effectuée, les mesures rectifiées  $\hat{x}^{\mathfrak{b}}$  sont obtenues en inversant le modèle de mesure :

$$\widehat{\boldsymbol{x}}^{\mathfrak{b}} = h^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{x}}^{\star}(t), \widehat{\boldsymbol{A}}_{\star \mathfrak{b}}, \widehat{\boldsymbol{b}}_{\star}(t) \right)$$

$$= \widehat{\boldsymbol{A}}_{\star \mathfrak{b}}^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{x}}^{\star}(t) - \widehat{\boldsymbol{b}}_{\star}(t) \right)$$

$$(4.4)$$

$$= \widehat{\boldsymbol{A}}_{\star b}^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{x}}^{\star}(t) - \widehat{\boldsymbol{b}}_{\star}(t) \right) \tag{4.5}$$



Figure 4.2 – Exemple de robot de précision utilisé pour la calibration et le test de centrales inertielles (modèle Acutronic AC3350-70)

# 4.2.2 État de l'art

## 4.2.2.1 Partie statique

#### Méthodes conventionnelles

Les méthodes de calibration de centrales inertielles ont été conçues initialement pour des centrales inertielles de haute précision. Ces techniques utilisent des robots de calibration (un exemple est donné figure 4.2) permettant notamment de déplacer les capteurs dans des orientations et à des vitesses connues avec précision. Avec ce matériel, les paramètres de calibration sont estimés de manière à minimiser l'erreur entre les mesures corrigées avec ces paramètres et la vérité-terrain fournie par le robot [Chatfield 1997; Titterton 1997; Lai 2010]. Ces techniques permettent également de calibrer le changement de repère entre les différents capteurs puisque chaque capteur est calibré vis-à-vis du même repère de référence : le repère mécanique du robot.

Dans le cas des magnétomètres, les méthodes historiques nommées "swinging methods" [Bowditch 1995] consistent à placer le magnétomètre dans des orientations connues qui sont utilisées comme références. Cette calibration doit être effectuée dans un environnement sans perturbation magnétique, par exemple en extérieur.

Ces méthodes nécessitent du matériel de laboratoire très onéreux, ce qui est très contraignant pour des centrales inertielles MEMS à faible coût produites en petite série. Des alternatives ont été proposées pour s'affranchir de ces robots de calibration. Une solution est de mesurer la position et l'orientation de la centrale avec d'autres équipements comme par exemple un système de suivi optique [Kim 2004] ou l'utilisation d'une autre centrale inertielle haute précision (déjà calibrée) comme référence [Ilewicz 2013]. Ces méthodes sont inapplicables pour des utilisateurs non équipés.

## Calibration des accéléromètres et magnétomètres sans équipement

Pour relâcher les contraintes sur l'équipement nécessaire pour la calibration, des auteurs ont proposés d'utiliser les champs naturellement présents comme référence et ainsi calibrer les accéléromètres et les magnétomètres sans équipement externe. En effet, lorsqu'un accéléromètre est immobile, ce dernier mesure uniquement l'accélération de la gravité terrestre. De manière similaire, dans un environnement sans perturbation magnétique, le magnétomètre mesure uniquement le champ magnétique terrestre. Ces champs naturellement présents peuvent être utilisés comme référence pour la calibration. [Ferraris 1995] propose d'estimer les biais et les facteurs d'échelle des accéléromètres en alignant les axes de chacun des accéléromètres avec le champ de gravité mesurant ainsi le maximum et le minimum du champ. Pour cela, l'accéléromètre doit être placé selon 6 positions statiques dans lesquelles chacun des axes est aligné avec la verticale vers le haut et vers le bas.

[Lotters 1998] réutilise et améliore ce principe en utilisant la contrainte que la norme du champ mesuré est constante, indépendamment de l'orientation de la centrale inertielle. Des mesures du champ de gravité effectuées dans des orientations différentes doivent avoir la même amplitude. Cette propriété permet de s'affranchir de la contrainte d'avoir à positionner exactement la centrale inertielle à la verticale pour chacun de ces axes; il suffit en effet d'effectuer des mesures avec la centrale placée dans différentes orientations (a priori inconnues). [GebreEgzia 2001] utilise la même technique pour calibrer un magnétomètre en 2 dimensions et en prenant en compte le mauvais alignement des axes du capteur. [Skog 2006; Syed 2007] améliorent cette méthode pour la calibration complète des accéléromètres (biais, facteur d'échelle, désalignement). Le principe de ces méthodes sera détaillé dans la suite du manuscrit.

La même méthode peut être utilisée pour la calibration des magnétomètres [Vasconcelo 2008; Renaudin 2010]. Pour ce capteur, la contrainte d'être immobile pour chaque mesure peut être levée.

## Calibration des gyromètres

Si un vecteur vitesse de rotation constant est naturellement disponible comme le vecteur vitesse lié à la rotation terrestre, le gyromètre peut être calibré de la même manière que les accéléromètres et les magnétomètres. Cependant les gyromètres MEMS ne sont pas assez sensibles pour mesurer correctement la

rotation de la terre (vitesse de 15°/h). C'est pourquoi [Skog 2006; Syed 2007; Nieminen 2010] proposent d'utiliser une table tournante dont la vitesse est connue pour créer un vecteur de rotation de référence. Avec ce matériel, les mêmes techniques que pour la calibration des accéléromètres et des magnétomètres sont applicables aux gyromètres.

Pour réduire encore les contraintes sur l'équipement nécessaire à la calibration, [Olivares 2009] propose d'utiliser une simple roue de vélo à la place d'une table tournante. Dans ce cas, la rotation est supposée avoir une direction constante seulement. La vitesse de rotation de la roue est déterminée à partir des accéléromètres qui servent à détecter chaque tour de roue lorsque celle-ci n'est pas placée parfaitement à l'horizontale. Toujours avec une table tournante basique, [Kozlov 2014] propose d'estimer conjointement les paramètres de calibration de l'accéléromètre et du gyromètre en utilisant un filtre de Kalman estimant conjointement la rotation de la table tournante et les paramètres de calibration. Une autre approche proposée par [Hwangbo 2013] consiste à utiliser une caméra fixée à l'IMU. La vidéo peut être utilisée pour déterminer la vitesse de rotation de la centrale et ainsi calibrer le gyromètre. Dans ce cas, la calibration de l'IMU ne peut pas être effectuée sans la caméra.

Afin de se passer complètement d'équipements supplémentaires, il est proposé dans [Fong 2008] de calibrer le gyromètre à partir de l'accéléromètre une fois la calibration de ce dernier effectuée. En effet, la rotation entre 2 positions immobiles de la centrale peut être déterminée en intégrant les mesures du gyromètre (qui dépendent des paramètres de calibration). Sur la base de cette observation, il est possible de prédire la mesure de l'accéléromètre à partir de la mesure précédente et de la rotation estimée par le gyromètre. Les paramètres de calibration du gyromètre sont estimés de manière à minimiser l'erreur entre cette prédiction et la mesure effectuée par l'accéléromètre. Les paramètres de calibration obtenus placent les mesures des gyromètres dans le repère de l'accéléromètre après calibration puisque c'est ce dernier qui est utilisé comme référence. Par conséquent, après calibration, les mesures des gyromètres et des accéléromètres sont exprimées dans le même repère. Cependant, cette technique n'explique pas comment traiter un troisième capteur c'est-a-dire le magnétomètre.

Une autre méthode, proposée par [Li 2012b], permet de calibrer l'accéléromètre et le gyromètre sans matériel externe et s'affranchit de la contrainte de positions statiques. Cette méthode utilise un filtre de Kalman pour estimer les biais et facteurs d'échelle des 2 capteurs. Durant la calibration, l'IMU est considérée pratiquement immobile (malgré les mouvements de rotation à main levée) ce qui permet d'introduire des pseudo-mesures correspondant à l'hypothèse d'un mouvement de translation nul. Ces pseudo-mesures évitent une dérive

Méthode	Capteurs considérés	Paramètres estimés	Équipement	Calibration inter-capteur
[Chatfield 1997; Titterton 1997]	acc gyr	b s m	Robot de calibration 3D	acc-gyr-body
[Bowditch 1995]	mag	b s m	Références de cap	mag-body
[Skog 2006]	gyr	b s m	Table tournante	gyr-body
[Zhang 2010]	acc gyr	b s m	Table tournante	acc-gyr-body
[Ferraris 1995; Lotters 1998]	acc	b s	-	-
[Skog 2006; Syed 2007]	acc	b s m	-	-
[Vasconcelo 2008; Renaudin 2010]	mag	b s m	-	-
[Li 2012b]	acc gyr	b s	-	-
[Fong 2008]	gyr(acc)	b s m	-	acc-gyr
[Li 2012a]	acc(mag) or mag(acc)	b s m	-	acc-mag
Méthode proposée	acc gyr mag	b s m	-	acc-gyr-mag

Tableau 4.1 – Principales approches pour calibration statique de l'IMU. Note : acc, accéléromètres ; gyr, gyromètres ; mag, magnétomètres ; b, bias ; s, facteur d'échelle ; m, désalignement. Dans la deuxième colonne, le capteur noté entre parenthèse est utilisé comme référence.

indéfinie de l'estimation de la position due à l'intégration des accélérations mesurées. Cependant les défauts alignement et la calibration inter-capteur ne sont pas considérés par cette méthode.

## 4.2.2.2 Calibration inter-capteur

Une fois que chaque capteur est calibré de manière intrinsèque, il est important d'exprimer toutes les mesures dans un repère commun. Le gyromètre et le magnétomètre sont uniquement utilisés pour fournir une information sur l'orientation de l'IMU, aussi il n'est pas nécessaire d'estimer la translation entre ces repères et le repère accéléromètre. Seules les matrices de rotation relatives entre les repères de ces 3 capteurs doivent être estimées.

Lorsqu'un robot de calibration est utilisé, les 3 capteurs sont calibrés vis-àvis du même repère de référence : le repère mécanique de la centrale. Ainsi les rotations entre les capteurs sont implicitement estimées. En utilisant le même principe, [Zhang 2010] propose d'estimer la rotation entre l'accéléromètre et

le gyromètre en utilisant simplement une table tournante. En effet, l'axe de rotation de la table tournante, qui correspond a priori à l'un des axes mécaniques de l'IMU, est observable à la fois par le gyromètre et par l'accéléromètre. En répétant cette opération selon au moins 2 axes différents, la rotation entre les repères accéléromètre et gyromètre peut être estimée. Une méthode identique est utilisée par [Bonnet 2009] pour estimer la rotation entre les repères accéléromètre et magnétomètre, mais avec une technique différente pour déterminer l'axe de rotation dans le repère capteur. Ces deux méthodes nécessitent l'utilisation d'une table tournante.

Comme évoqué dans la section précédente, la méthode proposée par [Fong 2008] pour calibrer les gyromètres à partir des accéléromètres déjà calibrés et utilisés comme référence, permet d'estimer implicitement la rotation entre les repères de ces 2 capteurs. Une autre méthode proposée par [Li 2012a] permet d'estimer la rotation entre l'accéléromètre et le magnétomètre sans table tournante. Comme pour [Fong 2008], elle consiste à calibrer l'un des deux capteurs en prenant le second comme référence. Cette méthode utilise l'hypothèse que chacun des capteurs observe un vecteur de référence, qui est constant dans le repère de navigation (le vecteur magnétique terrestre  $m_0$  et l'accélération de la gravité  $g_0$ ). Ainsi, quelle que soit l'orientation de l'IMU, l'angle entre ces 2 vecteurs, et donc leur produit scalaire, doit être constant. Cette méthode n'est pas applicable aux gyromètres MEMS puisque aucun vecteur de l'environnement n'est directement observable (les capteurs utilisés ne sont pas assez précis pour observer la rotation terrestre).

La nouvelle méthode proposée à la section 4.2.3.6 permet de calibrer les changements de repère entre le gyromètre et l'accéléromètre d'une part, et le gyromètre et le magnétomètre d'autre part. Cette méthode suppose que les capteurs ont été intrinsèquement calibrés au préalable via l'une des méthodes citées (dont le détail est donné en section 4.2.3).

Les principales méthodes évoquées ici sont résumées dans le tableau 4.1 en fonction des paramètres estimés et de l'équipement nécessaire.

#### 4.2.2.3 Partie dynamique

Les perturbations dynamiques du magnétomètre ne sont prises en compte par aucun des travaux évoqués jusqu'ici. Pourtant ces perturbations ont une influence importante sur l'estimation du cap, en particulier pour un système compact où les magnétomètres sont proches des organes de puissance.

Il n'est pas possible d'isoler les magnétomètres de ces perturbations puisque cela les isolerait également du champ magnétique terrestre que l'on cherche à mesurer. Cependant ces perturbations peuvent être fortement réduite en éloignant mécaniquement le magnétomètre de la plate-forme. Cette technique est utilisée sur beaucoup de satellites, ou dans un autre contexte, pour la détection de munitions non explosées [Versteeg 2007] afin d'obtenir des mesures très précises du champ magnétique. Toutefois, cette séparation physique est particulièrement contraignante et ne peut pas être appliquée dans le contexte des mini-drones.

La partie statique des perturbations magnétiques est prise en considération par la calibration statique des magnétomètres décrite dans la section précédente. Mais ces méthodes ne considèrent pas que le biais du magnétomètre varie au cours du temps. Or sur un mini-drone, les perturbations magnétiques créées par les différents sous-systèmes peuvent changer au cours du temps et la calibration statique n'est plus suffisante. Par exemple, [Versteeg 2007] est confronté à des perturbations hautes fréquences créées par le rotor d'un hélicoptère. Ces dernières sont éliminées grâce à un filtrage temporel. Malheureusement cette solution n'est pas applicable pour les perturbations produites par les câbles d'alimentation des sous-systèmes du drone. En effet, l'amplitude du champ magnétique créé par un câble électrique est proportionnelle au courant qui le traverse. Pour certains sous systèmes, ce courant varie de manière arbitraire et génère une perturbation dynamique du biais du magnétomètre. Ces perturbations ne sont pas nécessairement périodiques et haute fréquence, il est donc difficile de les éliminer avec un filtrage temporel.

Ce type de perturbation peut être estimé si une mesure du courant consommé est disponible. C'est ce qu'a proposé [Springmann 2011] pour réduire les perturbations magnétiques sur un petit satellite. La mesure directe du courant produit par les panneaux solaires permet de compenser les perturbations dynamiques que les câbles d'alimentation induisent.

En pratique, beaucoup de mini-drones n'ont pas de capteurs de courant sur chacun des sous-systèmes importants. Cependant d'autre types d'informations sont disponibles comme les commandes moteur, ou le statut du sous-système (allumé, actif, passif, etc.). L'originalité de la méthode proposée [Metge 2013b; Metge 2013a] consiste à tirer parti de ces informations indirectes pour estimer et compenser dynamiquement les perturbations magnétiques.

# 4.2.3 Méthode proposée pour la calibration statique complète

Pour effectuer la calibration statique, l'IMU doit occuper sa position finale à l'intérieur du système afin de prendre en compte les perturbations magnétiques dues à l'environnement immédiat du capteur. Pour cette partie de la calibration, tous les sous-systèmes pouvant créer des perturbations magnétiques doivent être éteints ou mis dans un état où ces perturbations sont constantes.

Ces perturbations seront prises en compte lors de la calibration dynamique. De cette manière, les perturbations magnétiques sont statiques durant toute la calibration et uniquement dues au système lui-même.

# 4.2.3.1 Procédure expérimentale

La procédure expérimentale se base sur 2 hypothèses sur le champ magnétique et le champ de gravité naturellement présents :

- (h1) Lorsque l'IMU est statique (immobile par rapport au sol), l'amplitude de l'accélération mesurée est constante et égale au champ de gravité terrestre  $\|g_0\|$  quelle que soit l'orientation de la centrale (le repère de navigation  $\mathfrak{n}$  est considéré comme un repère inertiel, l'accélération due à la rotation de la terre est négligée).
- (h2) L'amplitude du champ magnétique mesuré est constante et égale au champ magnétique terrestre  $||m_0||$  quelle que soit l'orientation de la centrale.

En s'appuyant sur ces hypothèses, la procédure de calibration statique ne nécessite aucun matériel externe. Elle consiste à effectuer un enregistrement de quelques minutes des mesures des 3 capteurs pendant lequel l'IMU est placée à main levée successivement dans K différentes orientations de manière à couvrir le plus uniformément possible l'ensemble des orientations. L'IMU doit être immobile pour chaque orientation durant quelques secondes afin de respecter l'hypothèse (h1). Cet enregistrement doit être fait dans un environnement sans perturbations magnétiques (autre que le système lui-même), idéalement à l'extérieur, afin de respecter l'hypothèse (h2). La méthode proposée repose uniquement sur l'amplitude des champs mesurés, il n'est donc pas nécessaire de connaître les orientations de la centrale. Le nombre minimal d'orientations statiques nécessaires pour la calibration est de 9, le choix de ces orientations est discuté par [Forsberg 2013]. Toutefois, les résultats montrent que la précision de la calibration est fortement améliorée par l'ajout d'orientations supplémentaires.

Les étapes de calibration de la méthode proposée sont les suivantes :

- 1. Effectuer un enregistrement de tous les capteurs tout en plaçant successivement la centrale inertielle dans différentes orientations.
- Calibrer indépendamment l'accéléromètre et le magnétomètre via la méthode de [Skog 2006].
- 3. Calibrer le gyromètre en utilisant l'un des deux autres capteurs comme référence de manière similaire à [Fong 2008].
- 4. Estimer les rotations entre les différents capteurs.

Les mesures des 3 capteurs sont notées  $\widetilde{\boldsymbol{a}}_n^{\mathfrak{a}}$ ,  $\widetilde{\boldsymbol{g}}_n^{\mathfrak{g}}$  et  $\widetilde{\boldsymbol{m}}_n^{\mathfrak{m}}$  avec  $n \in [1 \dots N]$  respectivement pour l'accéléromètre, le gyromètre et le magnétomètre. Le prochain paragraphe décrit comment les positions statiques sont automatiquement détectées.

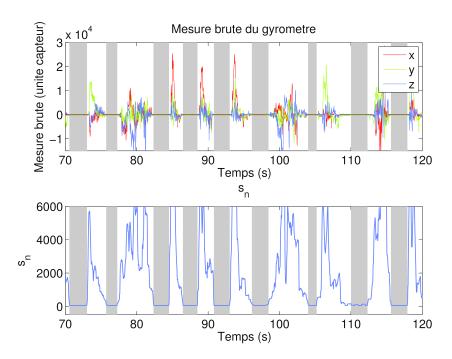


Figure 4.3 – Mesures du gyromètre et détection des intervalles statiques. Les zones en gris correspondent aux plages statiques détectées.

#### 4.2.3.2 Détection des positions statiques

Les mesures du gyromètre sont utilisées pour détecter les instants où l'IMU est immobile. En supposant que les orientations statiques durent plus de  $\gamma$  secondes, un signal  $s_n$  est construit pour lequel, chaque échantillon correspond au maximum sur les 3 axes du capteur, de l'écart type des mesures du gyromètre estimé sur une fenêtre glissante de  $\gamma$  secondes. Ce signal est illustré figure 4.3. Le minimum de  $s_n$  noté  $\sigma_{\min}$  correspond à l'écart type minimal observé sur l'ensemble des fenêtres. Il est utilisé comme une estimation de l'écart type du gyromètre (considéré ici identique selon les 3 axes).

Cet écart type est utilisé pour le calcul du seuil de détection des positions statiques. Un échantillon est considéré comme faisant partie d'une position statique lorsque  $s_n < 3\sigma_{\min}$ . Finalement, les zones statiques détectées d'une durée inférieure à  $\rho = 1s$  sont éliminées pour obtenir K orientations statiques. Cette détection est illustrée en figure 4.3 sur les données de la centrale inertielle de test.

L'orientation de l'IMU est constante sur chacun des intervalles statiques. Les moyennes des mesures de l'accéléromètre et du magnétomètre sur chacun de ces intervalles sont notées  $\overline{a}_k^{\mathfrak{a}}$  et  $\overline{m}_k^{\mathfrak{m}}$  avec  $k \in [1 \dots K]$ .

## 4.2.3.3 Décomposition et détail de la matrice de calibration

Avant d'expliquer la calibration de chacun des capteurs, nous fournissons ici une interprétation géométrique de la matrice  $A_{\star b}$  pour laquelle nous n'avons pas trouvé d'équivalent dans la littérature. Ceci nous permettra de mieux caractériser ce qui est réellement calibré et quels sont les degrés de liberté non contraints lors de la calibration. Cette interprétation permettra également d'expliciter les résultats de la calibration en des termes liées à un sens physique ou géométrique. La matrice de calibration  $A_{\star b}$  peut être décomposée comme le produit de 3 matrices :

$$A_{\star b} = S_{\star \delta} M R \tag{4.6}$$

où chacune de ces matrices prend en compte une partie des erreurs du capteur :

- $\mathbf{R}$  (3 ddl) est une matrice de rotation permettant de passer du repère  $\mathfrak{b}$  à un repère orthogonal proche du capteur (détaillé dans le prochain paragraphe).
- M (3 ddl) est une matrice prenant en compte les non-orthogonalités du trièdre capteur. Elle transforme les mesures du repère orthogonal proche du capteur dans un repère non orthogonal  $\mathfrak{d}$  mais normalisé dont les axes sont alignés avec les axes du capteur.
- $S_{\star 0}$  (3 ddl) est une matrice diagonale qui permet de mettre à la bonne échelle chacun des axes du capteur (indépendamment de leur direction). En effet, le facteur d'échelle (coefficient correspondant à la sensibilité du capteur) n'est pas rigoureusement identique sur tous les axes du capteur.

Cette décomposition permet de clairement séparer les 9 degrés de liberté de  $A_{\star b}$  en 3 parties qui correspondent à différentes transformations physiques.

M impacte uniquement les désalignements des axes du capteur, c'est pourquoi les lignes de M doivent être normalisées. Des hypothèses supplémentaires sont nécessaires pour avoir une décomposition unique. Fixer les 3 degrés de liberté restant de la matrice revient à choisir une orientation particulière du repère orthogonal intermédiaire par rapport au repère capteur. Deux choix particuliers sont proposés ici : le repère  $\mathfrak t$  associé à la matrice  $M_{\mathfrak d\mathfrak t}$  avec une structure triangulaire et le repère  $\mathfrak s$  associé à la matrice  $M_{\mathfrak d\mathfrak s}$  avec une structure symétrique. Ces 2 configurations sont illustrées en 2D figure 4.4.

 $-M_{\mathfrak{d}\mathfrak{t}}$  est une matrice triangulaire supérieure. Ainsi, le repère orthogonal  $\mathfrak{t}$  a son axe  $z_{\mathfrak{t}}$  aligné avec l'axe  $z_{\mathfrak{d}}$  du capteur, l'axe  $y_{\mathfrak{t}}$  est orthogonal à  $z_{\mathfrak{t}}$  et dans le plan  $(z_{\mathfrak{d}}, y_{\mathfrak{d}})$  et l'axe  $x_{\mathfrak{t}}$  est orthogonal aux axes  $\{z_{\mathfrak{t}}, y_{\mathfrak{t}}\}$ . De manière analogue, comme le propose [Syed 2007], il est possible de choisir  $M_{\mathfrak{d}\mathfrak{t}}$  comme une matrice triangulaire inférieure. Ce choix change l'ordre privilégié pour aligner les axes (x-y-z) au lieu de (z-y-x). Avec cette convention, la décomposition de  $A_{\star\mathfrak{b}}$  est :  $A_{\star\mathfrak{b}} = S_{\star\mathfrak{d}}M_{\mathfrak{d}\mathfrak{t}}R_{\mathfrak{t}\mathfrak{b}}$ .

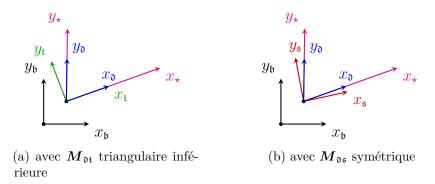


Figure 4.4 – Représentation des repères du capteur en 2D

 $M_{\mathfrak{ds}}$  est une matrice symétrique. Ainsi, le repère orthogonal  $\mathfrak{s}$  est le repère orthogonal le plus proche du repère capteur. Aucun des axes n'est privilégié, aucun des axes de  $\mathfrak{s}$  en particulier n'est aligné avec un axe du capteur. Avec cette convention, la décomposition de  $A_{\star\mathfrak{b}}$  est :  $A_{\star\mathfrak{b}} = S_{\star\mathfrak{d}} M_{\mathfrak{ds}} R_{\mathfrak{sb}}$ .

Les deux repères intermédiaires introduits  $\mathfrak{t}$  et  $\mathfrak{s}$  sont liés par la matrice de rotation  $R_{\mathfrak{s}\mathfrak{t}}$ . Ainsi, une décomposition générique de  $A_{\star\mathfrak{b}}$  peut être donnée pour faire le lien entre ces deux conventions :

$$A_{\star b} = S_{\star 0} \underbrace{M_{\mathfrak{ds}} R_{\mathfrak{s} \mathfrak{t}} R_{\mathfrak{t} \mathfrak{b}}}_{\mathbf{d} \mathfrak{s}}$$

$$(4.7)$$

La manière d'obtenir cette décomposition est détaillée dans l'annexe C.

Dans les prochaines sections, les repères intermédiaires  $\mathfrak{d}$ ,  $\mathfrak{t}$  et  $\mathfrak{s}$  seront notés  $\star_{\mathfrak{d}}$ ,  $\star_{\mathfrak{t}}$  et  $\star_{\mathfrak{s}}$  en fonction du capteur considéré :  $\star = \mathfrak{a}$  ou  $\mathfrak{g}$  ou  $\mathfrak{m}$ .

#### 4.2.3.4 Calibration de l'accéléromètre et du magnétomètre

L'accéléromètre et le magnétomètre sont individuellement calibrés en utilisant la méthode de [Skog 2006]. La description ci-dessous est donnée pour l'accéléromètre; cette méthode s'applique de manière similaire au cas du magnétomètre.

En s'appuyant sur l'hypothèse (h1), lorsque l'accéléromètre est statique, il ne mesure que le champ de gravité  $g_0$ . L'amplitude de l'accélération dans le repère capteur est donc égale à  $||g_0||$ , indépendamment de l'orientation de la centrale. Le champ de gravité  $g_0$  exprimé dans le repère de l'accéléromètre, pour toutes les orientations possibles, doit se trouver sur une sphère de rayon  $||g_0||$ . Une fois transformées par le modèle de mesure décrit en équation 4.2, les mesures effectives de  $g_0$  sont sur une ellipsoïde de centre  $b_a$  et de paramètres

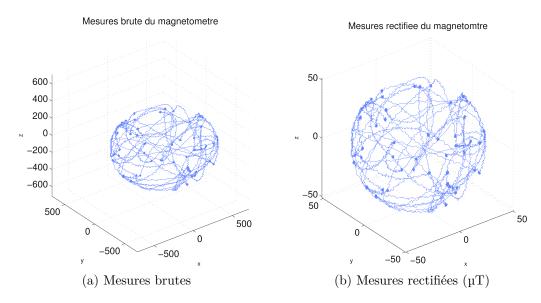


Figure 4.5 – Simulation des mesures brutes du magnétomètre et des mesures rectifiées correspondantes après calibration ( $\mu$ T)

d'excentricité  $A_{ab}$ . La calibration des accéléromètres consiste à retrouver les paramètres de cette ellipsoïde, cet aspect est détaillé par [Li 2012a; Bonnet 2009]. Les mesures brutes initialement sur l'ellipsoïde se retrouvent bien sur une sphère après rectification comme le montre la figure 4.5.

La contrainte sur la norme du champ mesuré ne donne aucune information sur l'orientation du repère capteur  $\mathfrak a$  par rapport au repère de la centrale  $\mathfrak b$ . La matrice  $A_{\mathfrak a\mathfrak b}$  n'est observable qu'à une rotation près et seul les désalignements et les facteurs d'échelle peuvent être estimés par cette méthode. Afin de fixer les 3 degrés de liberté liés à l'incertitude sur la rotation, il est nécessaire d'imposer une structure particulière à  $A_{\mathfrak a\mathfrak b}$ , ce qui revient à privilégier une orientation pour le repère d'arrivée (qui sera différent de  $\mathfrak b$ ). Le repère d'arrivée choisi ici est le repère  $\mathfrak a_\mathfrak t$ , ce qui correspond à prendre en compte les désalignements via la matrice  $M_{\mathfrak a_{\mathfrak a\mathfrak a}\mathfrak t}$  triangulaire supérieure (voir paragraphe 4.2.3.3). Ce choix, également envisagé par plusieurs auteurs ([Syed 2007; Vasconcelo 2008; Fong 2008; Skog 2006]) nous amène à optimiser la matrice  $A_{\mathfrak a\mathfrak a_\mathfrak t} = S_{\mathfrak a\mathfrak a_\mathfrak d} M_{\mathfrak a_{\mathfrak d}\mathfrak a_\mathfrak t}$  (elle aussi triangulaire supérieure), à la place de  $A_{\mathfrak a\mathfrak b}$ . A posteriori, une décomposition de  $A_{\mathfrak a\mathfrak a_\mathfrak t}$  en  $A_{\mathfrak a\mathfrak a_\mathfrak t} = S_{\mathfrak a\mathfrak a_\mathfrak d} M_{\mathfrak a_{\mathfrak d}\mathfrak a_\mathfrak s} R_{\mathfrak a_{\mathfrak s}\mathfrak a_\mathfrak t}$  (voir section 4.2.1) permet de changer de convention si nécessaire.

Avec les notations

$$\mathbf{A}_{\mathfrak{aa}_{\mathfrak{t}}}(\boldsymbol{\alpha}) = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} \\ 0 & \alpha_{22} & \alpha_{23} \\ 0 & 0 & \alpha_{33} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \boldsymbol{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} \\ \vdots \\ \alpha_{33} \end{bmatrix}$$
(4.8)

les paramètres  $\widehat{\alpha}$  et  $\widehat{b}_{\mathfrak{a}}$  sont obtenus de façon à minimiser la fonction de coût :

$$E_{\mathfrak{a}}(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{b}_{\mathfrak{a}}) = \sum_{k=1}^{K} \left( \left\| h^{-1}(\overline{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathfrak{a}}, \boldsymbol{A}_{\mathfrak{a}\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}(\boldsymbol{\alpha}), \boldsymbol{b}_{\mathfrak{a}}) \right\|^{2} - \left\| \boldsymbol{g}_{\boldsymbol{0}} \right\|^{2} \right)^{2}$$
(4.9)

L'optimisation de cette fonctionnelle non linéaire est effectuée en utilisant la méthode de Levenberg Marquardt [Levenberg 1944; Marquardt 1963]. Les paramètres initiaux sont obtenus en moyennant l'ensemble des mesures pour le biais et avec une analyse en composantes principales pour la matrice de calibration.

La même méthode est utilisée pour calibrer le magnétomètre en utilisant la norme du champ magnétique terrestre  $\|m_0\|$  comme référence au lieu de la norme du champ de gravité.

## 4.2.3.5 Calibration du gyromètre

Le gyromètre mesure la vitesse de rotation de l'IMU par rapport au repère de navigation considéré comme un repère inertiel (la rotation de la terre est négligée car trop faible pour être mesurée par le gyromètre MEMS utilisé). Ainsi, lorsque l'IMU est immobile, le signal du gyromètre correspond directement à une mesure du biais du capteur  $b_{\mathfrak{g}}$ . Le biais du gyromètre est donc estimé en moyennant les mesures  $\tilde{g}_n^{\mathfrak{g}}$  sur l'ensemble des instants où la centrale inertielle est immobile.

Le paramètre  $A_{\mathfrak{gb}}$  est plus difficile à estimer car aucune mesure ne fournit d'informations sur les valeurs attendues en dehors des positions statiques. La technique utilisée ici suit la méthodologie proposée par [Fong 2008] qui utilise les mesures rectifiées de l'accéléromètre comme des référence de direction. Avec cette méthode, le gyromètre est calibré vis à vis de l'accéléromètre, ainsi c'est la matrice  $A_{\mathfrak{ga}_{\mathfrak{t}}}$  qui est estimée. Le gyromètre fournit une information sur la vitesse de rotation à tout instant. En intégrant ces rotations élémentaires, il est possible de retrouver la rotation qu'a effectuée l'IMU entre deux instants proches de l'enregistrement.

Soit  $[.]^{\wedge}$  et  $[.]^{\vee}$  les notations de la bijection permettant de passer d'un vecteur  $\omega$  à la matrice antisymétrique  $\Omega$  associée :

$$\mathbf{\Omega} = [\boldsymbol{\omega}]^{\wedge} \triangleq \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{\omega} = [\mathbf{\Omega}]^{\vee} \triangleq \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}$$
(4.10)

Si  $\omega$  représente une rotation sous la forme angle-axe (voir [Jazar 2010]), c'està-dire que la direction du vecteur représente l'axe de rotation et sa norme représente l'amplitude de la rotation. Alors le lien entre  $\omega$  et la matrice de rotation R associée est donné par :

$$\mathbf{R} = \operatorname{expm}([\boldsymbol{\omega}]^{\wedge}) \triangleq \operatorname{expm}^{\wedge}(\boldsymbol{\omega}) \qquad \boldsymbol{\omega} = [\operatorname{logm}(\mathbf{R})]^{\vee} \triangleq \operatorname{logm}^{\vee}(\mathbf{R})$$
 (4.11)

L'exponentielle de matrice peut dans ce cas être calculée efficacement en utilisant la formule de Rodrigue (voir [Jazar 2010]).

En notant  $\mathbf{R}_{nn-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}$  la rotation du repère  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}$  entre l'instant n-1 et l'instant n. La rotation  $\widehat{\mathbf{R}}_{nn-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}$  estimée par le gyromètre entre deux échantillons successifs espacés d'une période  $\delta$  est donnée par :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{nn-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} = \operatorname{expm}^{\wedge} \left( \delta \underbrace{\boldsymbol{h}^{-1}(\widetilde{\boldsymbol{g}}_{n}^{\mathfrak{g}}, \boldsymbol{A}_{\mathfrak{g}\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}, \boldsymbol{b}_{\mathfrak{g}})}_{\widehat{\boldsymbol{g}}_{n}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}} \right)$$
(4.12)

Soit  $n_k$  l'indice de l'échantillon au milieu de la  $k^{\text{ième}}$  orientation statique. La rotation entre les positions statiques k-1 et k est obtenue par composition des rotations élémentaires :

$$\overline{R}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} = \prod_{n=n_{k-1}}^{n_k} \widehat{R}_{nn-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \tag{4.13}$$

En suivant la méthodologie proposée par [Fong 2008], il est possible de prédire la mesure rectifiée de l'accéléromètre sur la  $k^{\text{ième}}$  orientation statique à partir de la mesure rectifiée sur la k-1<sup>ième</sup> et de la rotation  $\overline{R}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}$  obtenue en intégrant les mesures du gyromètre. Comme l'accéléromètre est déjà calibré, le vecteur d'accélération estimé pour chaque orientation statique est

$$\widehat{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} = h^{-1} \left( \overline{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathfrak{a}}, \widehat{\boldsymbol{A}}_{\mathfrak{a}\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}, \widehat{\boldsymbol{b}}_{\mathfrak{a}} \right) \tag{4.14}$$

La prédiction de l'accélération sur la  $k^{\text{ième}}$  orientation est donnée par  $\overline{R}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_t} \widehat{a}_{k-1}^{\mathfrak{a}_t}$ . Ainsi les paramètres du gyromètre peuvent être estimés de manière à minimiser les erreurs entre les mesures de l'accéléromètre prédites et celles mesurées sur chaque orientation statique; soit la fonction de coût:

$$E_{\mathfrak{g}}(\boldsymbol{A}_{\mathfrak{ga}_{\mathfrak{t}}}) = \sum_{k=2}^{K} \left\| \widehat{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} - \overline{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \widehat{\boldsymbol{a}}_{k-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \right\|^{2}$$

$$(4.15)$$

Puisque l'accéléromètre est utilisé comme référence, la matrice de calibration obtenue permet de placer les mesures du gyromètre dans le repère final de l'accéléromètre i.e.  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}$ . La matrice  $\boldsymbol{A}_{\mathfrak{ga}_{\mathfrak{t}}}$  est initialisée par  $s_{\text{init}} \boldsymbol{I}_3$  avec  $s_{\text{init}}$  la valeur d'usine du facteur d'échelle du gyromètre et  $\boldsymbol{I}_3$  la matrice identité de taille  $3 \times 3$ .

Cette méthode de calibration est également applicable en utilisant les mesures du magnétomètre au lieu de l'accéléromètre.

# 4.2.3.6 Calibration inter-capteur

À cette étape, les 3 capteurs sont déjà calibrés de manière intrinsèque mais les mesures après rectifications sont estimées dans des repères différents. Il est donc nécessaire d'estimer les rotations entre ces différents repères puis de modifier les paramètres estimés pour chaque capteur afin que l'ensemble des mesures soient rectifiées dans un repère commun.

Quelle que soit la méthode utilisée pour la calibration intrinsèque de chaque capteur, nous supposons ici que les mesures rectifiées sont exprimées dans les repères  $\mathfrak{a}'_t$ ,  $\mathfrak{g}'_t$  et  $\mathfrak{m}'_t$  respectivement pour l'accéléromètre le gyromètre et le magnétomètre. Il est à noter que si la méthode de [Skog 2006] décrite dans ce document est utilisée pour calibrer les accéléromètres et magnétomètres, ou l'une des méthodes de [Syed 2007; Vasconcelo 2008; Renaudin 2010], alors  $\mathfrak{a}'_t = \mathfrak{a}_t$  et  $\mathfrak{m}'_t = \mathfrak{m}_t$ ; mais ce n'est pas le cas de manière générale (par exemple avec la méthode de [Dorveaux 2009]). Concernant le gyromètre, en utilisant la méthode de [Fong 2008] détaillée dans ce document, le repère de l'accéléromètre après rectification est utilisé comme référence et  $\mathfrak{g}'_t = \mathfrak{a}'_t$ , ainsi les repères gyromètre et accéléromètre sont déjà alignés par construction :  $R_{\mathfrak{g}'_t\mathfrak{a}'_t} = I_3$ .

Dans un premier temps, il s'agit d'estimer les rotations entre ces différents repères :  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$  et  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{m}'_{\mathfrak{t}}}$  ( $R_{\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{m}'_{\mathfrak{t}}}$  est obtenu par composition des 2 autres matrices de rotation). Il n'est pas nécessaire d'estimer les translations entre ces repères puisque le gyromètre et le magnétomètre sont exclusivement utilisés pour l'estimation de l'attitude de la centrale inertielle. Cette partie détaille comment est estimé  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$ , la même méthode est appliquée avec le magnétomètre afin d'estimer  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$ . Comme pour la calibration du gyromètre, il est possible de prédire la valeur de l'accéléromètre sur la  $k^{\text{ième}}$  orientation statique à partir de la mesure sur la  $k-1^{\text{ième}}$  et de la rotation estimée par le gyromètre entre ces 2 orientations. Cette prédiction fait intervenir la matrice  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$ , elle est donnée par  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}^{\tau}$ ,  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}^{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$ . Ainsi  $R_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$  est obtenue de manière à minimiser la fonction :

$$E_{\mathfrak{ga}}\left(\boldsymbol{r}_{\mathfrak{g}_{t}'\mathfrak{a}_{t}'}\right) = \sum_{k=2}^{K} \left\| \widehat{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathfrak{a}_{t}'} - \boldsymbol{R}_{\mathfrak{g}_{t}'\mathfrak{a}_{t}'}^{\top} \overline{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{g}_{t}'} \boldsymbol{R}_{\mathfrak{g}_{t}'\mathfrak{a}_{t}'}^{\mathfrak{a}_{t}'} \widehat{\boldsymbol{a}}_{k-1}^{\mathfrak{a}_{t}'} \right\|^{2}$$
(4.16)

C'est le vecteur de rotation  $r_{\mathfrak{g}'_i\mathfrak{a}'_i}$  associé à la matrice  $R_{\mathfrak{g}'_i\mathfrak{a}'_i}$  via la relation

$$\mathbf{R}_{\mathfrak{g}_{\mathsf{t}}'\mathfrak{a}_{\mathsf{t}}'} = \exp^{\left(\mathbf{r}_{\mathfrak{g}_{\mathsf{t}}'\mathfrak{a}_{\mathsf{t}}'}\right)}$$
 (4.17)

qui est optimisé de manière à garantir que  $\mathbf{R}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{q}'_{\mathfrak{q}}}}$  soit bien une matrice de rotation. La matrice de rotation est initialisée à l'identité ( $\mathbf{r}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{q}'_{\mathfrak{q}}}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$ ). Une optimisation similaire est effectuée avec les mesures du magnétomètre au lieu de l'accéléromètre afin d'estimer la rotation  $\mathbf{R}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{q}},\mathfrak{m}'_{\mathfrak{q}}}$ .

Dans un second temps, une fois les changements de repères estimés, les matrices de calibration finales de chacun des capteurs sont calculées afin de rectifier les mesures dans un repère commun. C'est le repère  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}$  qui est choisi, de manière à être le plus proche possible du repère capteur de l'accéléromètre, sans toutefois privilégier un axe en particulier. Pour cela, la matrice  $A_{\mathfrak{a}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$  est décomposée en  $A_{\mathfrak{a}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}} = S_{\mathfrak{a}\mathfrak{a}\mathfrak{d}} M_{\mathfrak{a}\mathfrak{d}\mathfrak{a}\mathfrak{s}} R_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}$  (voir section 4.2.1) afin de connaître la matrice de rotation entre les repères  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}$  et  $\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}$ . Les matrices de calibration finales de chaque capteur sont obtenues en combinant les matrices obtenues lors de la calibration et les matrices de rotation :

$$\boldsymbol{A}_{\mathfrak{aa}_{\mathfrak{s}}} = \boldsymbol{A}_{\mathfrak{aa}'_{\mathfrak{s}}} \boldsymbol{R}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}} \mathfrak{a}'_{\mathfrak{s}}}^{\top} \tag{4.18}$$

$$\boldsymbol{A}_{\mathfrak{ga}_{\mathfrak{s}}} = \boldsymbol{A}_{\mathfrak{gg}'_{\mathfrak{t}}} \boldsymbol{R}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}} \boldsymbol{R}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}^{\top} \tag{4.19}$$

$$\mathbf{A}_{\mathfrak{mas}} = \mathbf{A}_{\mathfrak{mm}'_{\mathfrak{t}}} \mathbf{R}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{m}'_{\mathfrak{t}}}^{\mathsf{T}} \mathbf{R}_{\mathfrak{g}'_{\mathfrak{t}}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}} \mathbf{R}_{\mathfrak{as}\mathfrak{a}'_{\mathfrak{t}}}^{\mathsf{T}}$$

$$(4.20)$$

Avec ces nouvelles matrices de calibration, l'ensemble des mesures après rectification sont exprimées dans le même repère :  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}$ . Toute la chaîne de calibration statique est effectuée sans l'utilisation de matériel externe, en utilisant un unique enregistrement de quelques minutes fait à main levée. L'évaluation expérimentale de la chaîne est présentée dans la section 4.2.5.

# 4.2.4 Calibration des perturbations dynamiques sur les magnétomètres

La calibration des perturbations dynamiques du magnétomètre peut s'effectuer indépendamment de la calibration statique de celui-ci. Les perturbations sont générées par différents sous-systèmes du mini-drone et modélisées ici en fonction des informations disponibles sur l'état de ces sous-systèmes. Les paramètres de ce modèle sont estimés à partir d'un jeu de calibration. Ainsi les perturbations peuvent être estimées et compensées dynamiquement pendant le fonctionnement du système. La compensation des perturbations dynamiques du magnétomètre correspond aux étapes suivantes :

- 1. Effectuer un enregistrement avec le drone fixé au sol, et faire varier l'état des différents sous-systèmes qui créent des perturbations magnétiques.
- 2. Estimer les paramètres du modèle de perturbation à partir de cet enregistrement.
- 3. Compenser en temps réel les perturbations magnétiques en s'appuyant sur ce modèle.

# 4.2.4.1 Modèle des perturbations

# Modèle global

Nous considérons que les perturbations dynamiques du champ magnétique sont générées par Q sous-systèmes indépendants notés avec l'indice  $q \in [1 \dots Q]$ . La perturbation totale  $\boldsymbol{b}_{dm}$  est la somme des perturbations de chacun des sous-systèmes  $\boldsymbol{b}_{dm}^q$ . Nous supposons ici qu'il n'y a pas de couplage entre les perturbations (ce qui correspond au modèle physique avec des sous systèmes indépendants).

La contribution de chaque sous-système est séparée en un vecteur modélisant la direction de la perturbation  $v_q$  (indépendamment de l'état du sous-système) multiplié par une fonction scalaire f qui représente l'amplitude de la perturbation. Cette modélisation correspond typiquement au cas d'un module du mimi-drone fixe dans le repère de l'IMU et dont la consommation électrique varie au cours du temps; l'intensité consommée par ce module est directement proportionnelle à l'amplitude du champ magnétique créé, donc à f.

Le courant consommé par chaque sous-système est rarement une donnée présente, mais d'autres informations sont généralement disponibles sur l'état de chaque sous-système (actif, passif, commande moteur, niveaux de tension etc.). Ces informations sont regroupées dans un vecteur d'état noté  $\lambda_q$ . La perturbation magnétique globale sur le magnétomètre est modélisée comme la somme des perturbations des Q sous-systèmes paramétrés par les vecteurs d'état  $\lambda_{1:Q}$ :

$$\boldsymbol{b}_{d\mathfrak{m}}(\boldsymbol{v}_{1:Q},\boldsymbol{\theta}_{1:Q},\boldsymbol{\lambda}_{1:Q}) = \sum_{q=1}^{Q} \boldsymbol{b}_{d\mathfrak{m}}^{q}(\boldsymbol{v}_{q},\boldsymbol{\theta}_{q},\boldsymbol{\lambda}_{q})$$
(4.21)

$$= \sum_{q=1}^{Q} f(\boldsymbol{\theta}_q, \boldsymbol{\lambda}_q) \boldsymbol{v}_q$$
 (4.22)

avec  $\theta_q$  les paramètres du modèle de l'amplitude de la perturbation du  $q^{\text{ième}}$  sous-système qui seront détaillés dans la prochaine sous-partie.

Sur le mini-drone utilisé pour les expérimentations, les principales sources de perturbations magnétiques sont dues aux câbles d'alimentation des moteurs qui ne sont qu'à quelques centimètres du magnétomètre; c'est pourquoi 4 sous-systèmes sont considérés : les 4 moteurs. Pour mettre en évidence ces perturbations, la commande de chaque moteur (l'un après l'autre) est augmentée linéairement alors que le drone est fixé au sol. Ainsi les variations du champ magnétique mesurées sont uniquement dues aux perturbations créées par les câbles d'alimentation des moteurs. Sur les résultats figure 4.6, on constate que les perturbations de chaque moteur varient en amplitude, mais gardent une direction constante ce qui confirme le modèle choisit.

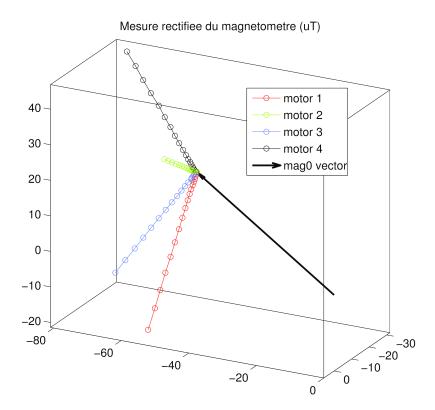


Figure 4.6 – Mesures du champ magnétique lorsque l'on change la commande de chacun des moteurs séparément alors que le drone est fixe

Il reste à modéliser l'amplitude des perturbations f en fonction des informations sur l'état  $\lambda_q$  de chaque sous-système.

# Amplitude des perturbations

Dans ce paragraphe, la perturbation créée par un seul sous-système est étudiée. Afin de simplifier les écritures, l'indice q du sous-système est omis.

L'amplitude de la perturbation est modélisée en fonction des informations sur l'état du système. La dépendance entre l'amplitude de la perturbation et l'état du système est dans le cas général non linéaire. Une solution est de choisir f comme une fonction multi-polynomiale des paramètres du système  $\lambda$ .

Par exemple, sur le quadri-rotor étudié, chaque moteur est caractérisé par les 2 paramètres disponibles : la commande moteur c et la tension de la batterie qui l'alimente u, ainsi  $\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} c & u \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$ . Dans ce cas, le modèle bi-polynomial de f prend la forme :

$$f(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\theta}) = f(c, u, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=0}^{J} \sum_{i=1}^{I} a_{ij} u^{j} c^{i}$$
(4.23)

avec  $\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} a_{10} & \dots & a_{IJ} \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$  le vecteur des paramètres du modèle (rangés dans l'ordre lexicographique) qui doivent être estimés. Le choix des ordres I et

J du modèle est discuté dans la partie 4.2.5.2. Il est à noter que lorsque la commande moteur est nulle (c=0), le moteur est arrêté. Ainsi il ne génère pas de perturbations magnétiques  $(f(0, u, \theta) = 0)$ ; c'est pourquoi dans l'équation ci-dessus, les indices i sont limités à  $i \geq 1$ .

Pour évaluer la pertinence de ce modèle, observons l'impact de la commande moteur c et la tension d'alimentation u sur les perturbations magnétiques. A cet effet, la commande d'un moteur est augmenté de 0 à 85% alors que le drone est fixé au sol. Cette expérience est répétée plusieurs fois avec des tensions d'alimentation différentes. La figure 4.7 représente l'amplitude de la perturbation magnétique mesurée en fonction de la commande moteur appliquée pour différentes tensions de la batterie (a) et en fonction de la tension batterie pour différentes commandes moteur (b). L'amplitude de la perturbation dépend conjointement des 2 paramètres c et u de manière continue, le modèle bi-polynomial choisi est donc bien adapté. Cette figure illustre également l'amplitude estimée une fois les paramètres déterminés tels que décrits dans la prochaine partie.

# Compensation des perturbations

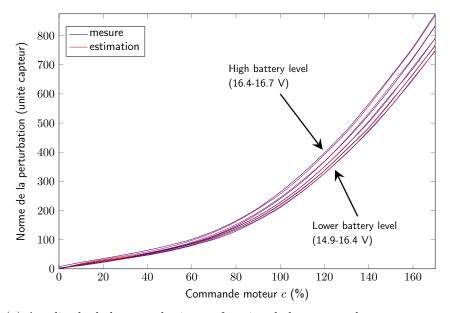
Une fois les paramètres de calibration  $v_{1:Q}$  et  $\theta_{1:Q}$  estimés, les perturbations dynamiques sont estimées en fonction de l'état courant du système  $\lambda_{1:Q}(t)$  et sont utilisées pour corriger la mesure du magnétomètre en temps réel. L'équation d'estimation de la mesure 4.5 peut être explicitée pour le magnétomètre avec la partie dynamique des perturbations :

$$\widehat{\boldsymbol{m}}(t) = \widehat{\boldsymbol{A}}_{\mathfrak{mb}}^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{m}}(t) - \widehat{\boldsymbol{b}}_{sm} - \widehat{\boldsymbol{b}}_{dm} \left( \widehat{\boldsymbol{v}}_{1:Q}, \widehat{\boldsymbol{\theta}}_{1:Q}, \boldsymbol{\lambda}_{1:Q}(t) \right) \right)$$
(4.24)

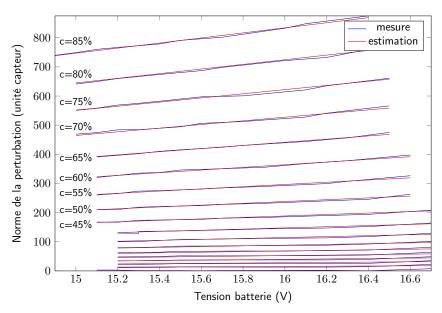
## 4.2.4.2 Calibration

# Enregistrement de calibration

La calibration consiste à estimer les paramètres  $v_q$  et  $\theta_q$  pour chaque sous-systèmes q. Pour cela, chaque sous-système doit pouvoir être commandé indépendamment tel qu'il le sera en fonctionnement normal. Le drone est fixé au sol afin que le champ magnétique dû à l'environnement soit constant pendant l'étape de calibration. Lorsque tous les sous-systèmes sont arrêtés, le champ magnétique mesuré, noté  $\widetilde{m}_0$ , correspond au champ lorsqu'aucune perturbation dynamique n'est présente. Puis L mesures du champ magnétique sont effectuées en changeant l'état de chacun des sous-systèmes noté  $\lambda_{q,l}$  avec  $l \in [1 \dots L]$  de manière à échantillonner correctement leur plage de fonctionnement.



(a) Amplitude de la perturbation en fonction de la commande moteur, pour chaque montée en régime du moteur (avec des tensions d'alimentation différentes)



(b) Amplitude de la perturbation en fonction de la tension batterie, pour chaque commande moteur

Figure 4.7 – Amplitude des perturbations en fonction de la commande moteur et tension batterie

Puisque le drone est fixé au sol, le champ magnétique mesuré initialement  $\widetilde{\boldsymbol{m}}_0$  peut servir de référence : une mesure de la perturbation créée par chaque sous-système  $\widetilde{\boldsymbol{b}}_{dm}^q$  en fonction de leur état  $\boldsymbol{\lambda}_q$  est obtenue en comparant le champ mesuré à ce champ de référence :

$$\widetilde{\boldsymbol{b}}_{dm}^{q}(\boldsymbol{\lambda}_{q,l}) = \widetilde{\boldsymbol{m}}(\boldsymbol{\lambda}_{q,l}) - \widetilde{\boldsymbol{m}}_{0}$$
 (4.25)

Cette mesure peut se faire de manière indépendante de la calibration statique. Une fois ce jeu de calibration enregistré, les paramètres  $v_q$  et  $\theta_q$  sont estimés séparément.

# Estimation de la direction de la perturbation

 $\boldsymbol{v}_q$  est un vecteur unitaire représentant la direction de la perturbation magnétique pour chaque sous-système. Il est estimé par une moyenne pondérée de la direction de la perturbation mesurée. Cette pondération permet de prendre en compte l'instabilité de la direction lorsque la perturbation est de faible amplitude. L'estimé final est normalisé afin d'assurer  $\|\widehat{\boldsymbol{v}}_q\| = 1$ :

$$\widehat{\boldsymbol{v}}_{q} = \frac{\sum_{l} \widetilde{\boldsymbol{b}}_{dm}^{q}(\boldsymbol{\lambda}_{q,l})}{\left\|\sum_{l} \widetilde{\boldsymbol{b}}_{dm}^{q}(\boldsymbol{\lambda}_{q,l})\right\|}$$
(4.26)

#### Estimation des paramètres de l'amplitude de la perturbation

Des mesures de l'amplitude de la perturbation sont disponibles pour différents états des sous-systèmes, dans notre cas pour différentes commandes moteur et tensions batterie. Notons

$$\widetilde{f}_{q,l} = \left\| \widetilde{\boldsymbol{b}}_{dm}^{q}(\boldsymbol{\lambda}_{q,l}) \right\| \tag{4.27}$$

ces mesures. Elles sont égales à l'amplitude prédite par le modèle plus une erreur  $\delta_{q,l}$  :

$$\widetilde{f}_{q,l} = \underbrace{\sum_{j=0}^{J} \sum_{i=1}^{I} a_{ij} u_{q,l}^{j} c_{q,l}^{i}}_{f(\lambda_{q,l}, \theta_{q})} + \delta_{q,l}$$

$$\tag{4.28}$$

Les paramètres  $\hat{\boldsymbol{\theta}}_q$  sont estimés de manière à minimiser les erreurs entre les amplitudes prédites  $f(\boldsymbol{\lambda}_{q,l}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_q)$  et les amplitudes mesurées  $\tilde{f}_{q,l}$ :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{q} = \underset{\boldsymbol{\theta}_{q}}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^{L} \left\| \widetilde{f}_{q,l} - f(\boldsymbol{\lambda}_{q,l}, \boldsymbol{\theta}_{q}) \right\|^{2}$$
(4.29)

En prenant en compte les L mesures, l'équation 4.28 peut être réécrite sous forme matricielle :

$$\tilde{\boldsymbol{f}}_q = \boldsymbol{D}\boldsymbol{\theta}_q + \boldsymbol{\delta} \tag{4.30}$$

avec  $\tilde{\boldsymbol{f}}_q = \begin{bmatrix} \tilde{f}_{q,1} & \dots & \tilde{f}_{q,L} \end{bmatrix}^{\top}$  le vecteur contenant les mesures de l'amplitude,  $\boldsymbol{\delta}$  le vecteur d'erreur et la matrice  $\boldsymbol{D}$  qui, avec le modèle bi-polynomial choisi, prend la forme :

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} u_{q,1}^{1} c_{q,1}^{0} & u_{q,1}^{1} c_{q,1}^{1} & \dots & u_{q,1}^{2} c_{q,1}^{0} & \dots & u_{q,1}^{J} c_{q,1}^{I} \\ u_{q,2}^{1} c_{q,2}^{0} & u_{q,2}^{1} c_{q,2}^{1} & \dots & u_{q,2}^{2} c_{q,2}^{0} & \dots & u_{q,2}^{J} c_{q,2}^{I} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{q,L}^{1} c_{q,L}^{0} & u_{q,L}^{1} c_{q,L}^{1} & \dots & u_{q,L}^{2} c_{q,L}^{0} & \dots & u_{q,L}^{J} c_{q,L}^{I} \end{bmatrix}$$
(4.31)

Puisque l'équation 4.30 est linéaire, la résolution peut se faire par une approche des moindres carrés comme présenté dans [Kailath 2000] pour des régressions polynomiales. La solution analytique est donnée par la pseudo inverse appliquée au vecteur de mesures :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_q = \left( \boldsymbol{D}^{\top} \boldsymbol{D} \right)^{-1} \boldsymbol{D}^{\top} \widetilde{\boldsymbol{f}}_q \tag{4.32}$$

# 4.2.5 Résultats

Cette section présente les résultats de la calibration statique, dynamique et inter-capteur de la centrale inertielle. La calibration est testée à la fois sur des données simulées et sur les données réelles obtenues avec l'IMU et le mini-drone décrit dans le chapitre 3.

# 4.2.5.1 Calibration statique

### Métriques d'erreur

Comme détaillé dans la section 4.2.1, la matrice de calibration de chaque capteur, notée de manière générique  $A_{\star b}$ , peut être décomposée en 3 matrices afin de caractériser respectivement les facteurs d'échelle, les désalignements et la rotation entre le repère proche du capteur et le repère de référence :  $A_{\star b} = S_{\star 0} M_{0s} R_{sb}$ . Pour faciliter l'interprétation des résultats, des vecteurs s, m et r sont associés à chacune de ces matrices afin de caractériser leurs 3 degrés de liberté.

Le vecteur s caractérise les facteurs d'échelle, il est construit à partir de la diagonale de  $S_{\star \mathfrak{d}}$  :

$$s = \operatorname{diag}(S_{\star 0}) \tag{4.33}$$

Pour obtenir un vecteur unique caractérisant les désalignements indépendamment du choix de  $M_{\mathfrak{d}\mathfrak{t}}$  triangulaire supérieure ou de  $M_{\mathfrak{d}\mathfrak{s}}$  symétrique,

le vecteur m est construit comme le produit scalaire de chaque ligne de la matrice. Ainsi les valeurs de m correspondent au sinus des erreurs de désalignement entre chaque axe capteur :

$$\boldsymbol{m} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{M}(1,:)\boldsymbol{M}(2,:)^{\top} \\ \boldsymbol{M}(2,:)\boldsymbol{M}(3,:)^{\top} \\ \boldsymbol{M}(3,:)\boldsymbol{M}(1,:)^{\top} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(\beta_{xy}) \\ \sin(\beta_{yz}) \\ \sin(\beta_{zx}) \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \beta_{xy} \\ \beta_{yz} \\ \beta_{zx} \end{bmatrix}$$
(4.34)

avec  $\beta_{ij}$  l'angle de désalignement entre les axes i et j (soit  $\pi/2$  moins l'angle entre les axes i et j). Enfin le vecteur  $\mathbf{r}$  est construit comme le vecteur rotation associé à la matrice de rotation :

$$\boldsymbol{r} = \log \mathrm{m}^{\vee}(\boldsymbol{R}_{\mathfrak{sb}}) \tag{4.35}$$

Soit  $\hat{s}$ ,  $\hat{m}$ ,  $\hat{r}$  et  $\hat{b}$  les vecteurs de facteur d'échelle, de désalignement, de rotation et de biais estimés lors de la calibration de chaque capteur. Sur les données simulées, pour lesquelles les valeurs exactes sont disponibles, l'erreur d'estimation est évaluée via les métriques suivantes :

 $-e_s$  le pourcentage moyen de l'erreur sur les facteurs d'échelle :

$$e_s = 100 \frac{1}{3} \sum_{i=1}^{3} \left\| \frac{\hat{s}_i - s_i}{s_i} \right\| \tag{4.36}$$

—  $e_m$  l'erreur moyenne sur les désalignements estimés (en degré) :

$$e_m = \frac{180}{\pi} \frac{1}{3} \sum_{i=1}^{3} \|\widehat{m}_i - m_i\|$$
 (4.37)

—  $e_r$  l'erreur angulaire moyenne (en degré) :

$$e_r = \frac{180}{\pi} \left\| \log \mathbf{m}^{\vee} \left( \exp \mathbf{m}^{\wedge} (\hat{\boldsymbol{r}}) \exp \mathbf{m}^{\wedge} (\boldsymbol{r})^{\top} \right) \right\|$$
(4.38)

—  $e_b$  l'erreur sur le biais estimé, exprimée dans l'unité physique du capteur considéré (m s<sup>-2</sup> pour l'accéléromètre,  $\mu$ T pour le magnétomètre et ° s<sup>-1</sup> pour le gyromètre) :

$$e_b = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^{3} \left\| \mathbf{A}_{\star b}^{-1} \left( \hat{b}_i - b_i \right) \right\|$$
 (4.39)

## Données simulées

Une simulation des mesures des 3 capteurs pendant la procédure de calibration a été effectuée afin de valider la méthode de calibration. Cette simulation correspond à alterner des phases de rotation et des phases statiques telles que

		$e_b$	$e_s$	(%)	$e_m$	(°)	$e_r$	· (°)
acc	0.0013	(0.0077)	0.0088	(0.11)	0.017	(0.11)	7.4e-15	(4.6e-14)
mag	0.002	(0.018)	0.0037	(0.045)	0.0042	(0.045)	0.011	(0.072)
gyr	1.2e-5	(1.5e-4)	0.0031	(0.011)	0.0043	(0.082)	0.014	(0.079)

Tableau 4.2 – Erreur moyenne (écart type) sur les paramètres de calibration estimés sur 100 jeux de calibration simulés

décrit pour la procédure de calibration section 4.2.3. 50 orientations statiques sont considérées dans la simulation, ce qui correspond à un enregistrement d'environ 3 minutes. Les mouvements de rotation sont perturbés avec un bruit de type marche aléatoire afin de simuler une manipulation à main levée, puis les signaux des 3 capteurs sont générés à partir de cette trajectoire et des paramètres de calibration (choisis avec les mêmes ordres de grandeur que ceux de l'IMU de test).

Une fois la calibration effectuée, les mesures des 3 capteurs sont rectifiées dans un repère commun  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}$  puisque comme dans la réalité, l'enregistrement ne fournit aucune information sur l'orientation du repère de la centrale  $\mathfrak{b}$ . Pour faciliter l'évaluation, le repère de la centrale simulée  $\mathfrak{b}$  est choisi aligné avec le repère  $\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}$  soit  $R_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{s}}\mathfrak{b}} = I_3$ . De cette manière, l'erreur de rotation sur les matrices de calibration du magnétomètre et du gyromètre correspond directement aux erreurs de rotation entre les repères  $\mathfrak{m}$ - $\mathfrak{a}$  et  $\mathfrak{g}$ - $\mathfrak{a}$ .

Les résultats de cette simulation sont présentés dans le tableau 4.2. Cette simulation est répétée 100 fois afin d'étudier l'écart type des paramètres estimés (également reportés tableau 4.2). On constate que les paramètres de calibration sont correctement estimés avec un écart-type relativement faible.

La procédure de calibration nécessite au minimum 9 orientations statiques, mais la présence de plus d'orientations permet d'améliorer la précision de l'estimation. Plusieurs simulations ont été effectuées afin d'étudier l'impact du nombre d'orientations statiques considérées sur la précision et l'écart type des paramètres de calibration. Ces résultats présentés en figure 4.8, montrent une très forte amélioration de la précision et de l'écart type par l'ajout de positions supplémentaires. Toutefois cette amélioration est bien moins marquée au-delà de 20 positions statiques.

## Données réelles

La procédure de calibration est également appliquée sur la centrale inertielle de test présentée chapitre 3. Le jeu de test est composé de 53 orientations statiques et dure moins de 5 minutes. Sur ces données réelles, les paramètres de calibration exacts sont inconnus, les résultats sont donc évalués vis-à-vis

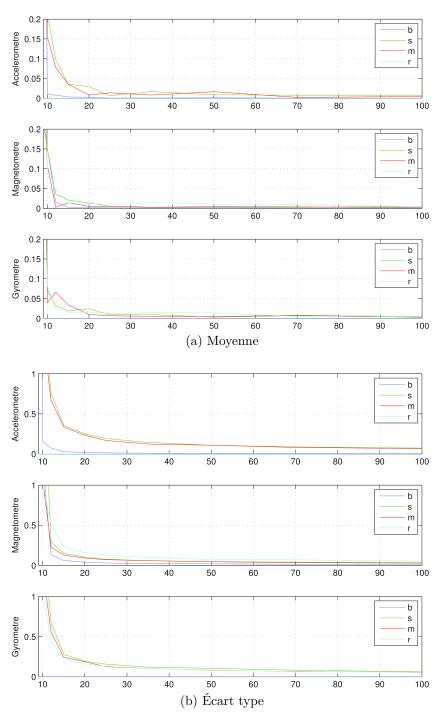


Figure 4.8 – Moyenne (figure a) et écart type (figure b) des erreurs sur les paramètres de calibration (estimés sur 100 simulations) en fonction du nombre d'orientations statiques considérées (de 9 à 100). Les paramètres considérés sont le biais (b), le facteur d'échelle (s), le désalignement (m) et la rotation (r).

Fonction de coût	Simulation		Données réelles	
Tonction de cout	init	optim	init	optim
$E_{\mathfrak{a}}$	80.2	0.0008	80.3	0.00001
$E_{\mathfrak{m}}$	2420	0.0025	2420	6.9
$E_{\mathfrak{g}}$	2.43	0.0071	1.0	0.176

Tableau 4.3 – Erreur initiale et résiduelle (après optimisation) des fonctions de coût  $E_{\mathfrak{a}}$ ,  $E_{\mathfrak{m}}$  et  $E_{\mathfrak{g}}$  sur le jeux de calibration de l'IMU de test et de simulation

des erreurs résiduelles des fonctions de coût  $E_{\mathfrak{a}}$ ,  $E_{\mathfrak{m}}$  et  $E_{\mathfrak{g}}$ . La table 4.3 présente les valeurs de ces erreurs à l'initialisation et après optimisation. Les erreurs résiduelles sont fortement réduites dans chaque cas.

# 4.2.5.2 Partie dynamique

La méthode de calibration proposée est testée sur deux jeux de calibration distincts (avec le même mini-drone) afin d'effectuer une validation croisée et d'évaluer la précision et la répétabilité de la méthode. Les 2 jeux de calibration suivent la procédure décrite section 4.2.4.2 et sont dénotés jeu 1 et jeu 2.

# Métrique d'erreur

Puisque l'application finale du magnétomètre est l'estimation de l'orientation du drone, les résultats sont évalués en terme d'erreur angulaire entre le champ magnétique terrestre  $\widehat{\boldsymbol{m}}_0$  mesuré en l'absence de perturbation dynamique  $(\boldsymbol{b}_{dm}=0)$  et le champ magnétique mesuré  $\widehat{\boldsymbol{m}}$ . Ces valeurs sont obtenues par :

$$\widehat{\boldsymbol{m}}_0 = \widehat{\boldsymbol{A}}_{\mathfrak{ma}_s}^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{m}}_0 - \widehat{\boldsymbol{b}}_{s\mathfrak{m}} \right) \tag{4.40}$$

$$\widehat{\boldsymbol{m}}(t) = \widehat{\boldsymbol{A}}_{\mathfrak{ma}_{\mathfrak{s}}}^{-1} \left( \widetilde{\boldsymbol{m}}(t) - \widehat{\boldsymbol{b}}_{sm} - \widehat{\boldsymbol{b}}_{dm} \left( \widehat{\boldsymbol{v}}_{1:Q}, \widehat{\boldsymbol{\theta}}_{1:Q}, \boldsymbol{\lambda}_{1:Q}(t) \right) \right)$$
(4.41)

L'erreur angulaire  $e_1$  entre ces 2 vecteurs est donnée par :

$$e_1(t) = \arccos\left(\frac{\widehat{\boldsymbol{m}}_0^{\top}}{\|\widehat{\boldsymbol{m}}_0\|} \frac{\widehat{\boldsymbol{m}}(t)}{\|\widehat{\boldsymbol{m}}(t)\|}\right)$$
 (4.42)

L'erreur entre ces 2 vecteurs est également exprimée sous la forme d'erreur absolue  $e_2$  afin de faciliter les comparaisons :

$$e_2(t) = \|\widehat{\boldsymbol{m}}(t) - \widehat{\boldsymbol{m}}_0\| \tag{4.43}$$

# Discussion sur l'ordre du modèle bi-polynomial

Les ordres I et J du modèle bi-polynomial de l'amplitude de la perturbation

J	1	2	3	4	5
0	4.037	0.901	0.676	0.631	0.630
1	4.032	0.650	0.309	0.226	0.224
2	4.026	0.650	0.308	0.223	0.221
3	3.812	0.628	0.301	0.216	0.215

(a) Calibration avec le jeu 2 évaluée sur le jeu 2

J	1	2	3	4	5
0	3.637	1.429	1.205	1.176	1.178
1	3.654	0.803	0.509	0.483	0.484
2	3.766	0.819	0.509	0.487	0.490
3	8.771	1.628	0.847	0.760	0.782

(b) Calibration avec le jeu 2 évaluée sur le jeu 1

Tableau 4.4 – Erreur angulaire moyenne (en degré) de la rectification des mesures du jeu 2 (a) ou du jeu 1 (b) avec les paramètres trouvés sur le jeu 2 pour différents ordres du modèle multi-polynomial.

(présenté équation 4.23) impactent le nombre de paramètres, et donc la qualité de l'estimation et le coût calculatoire, tant pour la calibration que pour la rectification en ligne des mesures. Pour choisir correctement les ordres I et J, plusieurs calibrations ont été effectuées avec différents ordres afin de comparer l'erreur angulaire moyenne d'estimation  $e_1$ . Les résultats sont reportés dans les tableaux 4.4.

L'erreur d'estimation du modèle d'un jeu appliqué sur le même jeu est toujours décroissante lorsque l'on augmente l'ordre du modèle, c'est le problème classique du sur-apprentissage. Il est donc plus représentatif d'étudier l'erreur sur le second jeu avec les paramètres du premier. Cette erreur atteint un minimum pour les ordres I=4 et J=1 caractérisant bien l'effet de sur-apprentissage pour des ordres plus élevés. C'est donc ces valeurs qui sont choisies pour la suite des expérimentations. Ainsi la calibration dynamique utilise 11 paramètres.

# Évaluation sur les jeux de calibration

Les résultats de l'estimation de l'amplitude de la perturbation magnétique f pour un moteur est illustré figure 4.7. L'amplitude de la perturbation est correctement estimée sur toute la plage de fonctionnement du moteur.

Une validation croisée entre les jeux de calibration est effectuée pour vérifier la précision et la répétabilité de la procédure. Le tableau 4.5 présente l'erreur

	Erreur max		Erreur moyenne	
	jeu 1	jeu 2	jeu 1	jeu 2
Sans calib. dyn.	61.34	55.54	11.14	10.62
Avec calib. 1	0.935	3.516	0.248	0.635
Avec calib. 2	1.517	0.770	0.483	0.226

(a) Erreur angulaire en degré

	Erreur max		Erreur moyenne	
	jeu 1	jeu 2	jeu 1	jeu 2
Sans calib. dyn.	46.18	52.25	10.72	11.97
Avec calib. 1	1.054	3.098	0.299	0.632
Avec calib. 2	2.233	0.706	0.560	0.228

(b) Erreur absolue en μT

Tableau 4.5 – Erreur moyenne et maximale entre le vecteur magnétique de référence (sans perturbations dynamiques) et le vecteur magnétique mesuré, sur les jeux de calibration

entre le champ magnétique de référence  $\widehat{m}_0$  et le champ mesuré  $\widehat{m}(t)$  avec et sans compensation des perturbations magnétiques pour chacun des jeux de calibration. Ces résultats montrent une bonne répétabilité de la procédure et une forte amélioration de l'estimation grâce à la compensation dynamique : l'erreur angulaire moyenne est améliorée d'un facteur 15 avec la compensation dynamique des perturbations. Sur ces jeux de calibration, les moteurs évoluent sur l'ensemble de leur plage de fonctionnement ce qui inclut des valeurs de commande moteur faibles et très importantes, toutefois les jeux de calibration ne considèrent qu'un seul moteur à la fois.

## Évaluation sur un jeu libre

Pour valider la calibration dynamique, un autre test est effectué avec les 4 moteurs en fonctionnement simultané, il est noté *jeu libre* par la suite. Pour ce test, comme pour les jeux de calibration, le mini-drone est fixé au sol afin d'étudier l'impact des perturbations dynamiques. Puis, les 4 moteurs sont commandés de manière simultanée et leur commande est constamment modifiée de plus en plus rapidement afin de simuler les pires conditions possibles durant le vol du drone. L'erreur angulaire obtenue durant ce test est tracée figure 4.9 avec les commandes moteur associées.

Sur la partie du test où les commandes moteur sont les plus agitées (7-8.5s) l'estimation est de moins bonne qualité ce qui peut s'expliquer par la latence mécanique des moteurs vis-à-vis des variations de commande; cette latence

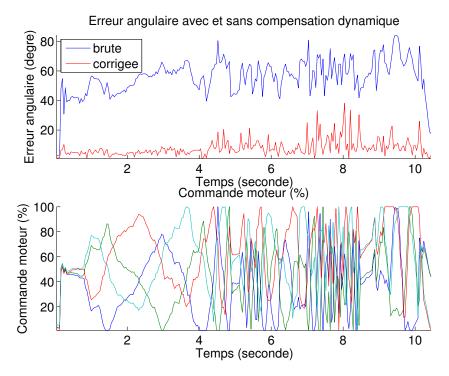


Figure 4.9 – Commandes moteur et erreur angulaire correspondante sur les mesures magnétomètre avec et sans correction dynamique des perturbations magnétiques (la correction est faite avec les paramètres du jeu de calibration 2)

n'est pas considérée dans le modèle. Malgré ce phénomène, la compensation dynamique améliore fortement la précision de l'estimation dans toutes les situations. Comme le montre le tableau 4.6, les erreurs angulaires moyennes et maximales sont fortement réduites grâce à la technique de compensation mise en œuvre. Ces valeurs sont plus importantes que dans le tableau 4.5 puisque dans le cas du jeu libre, les 4 moteurs fonctionnent simultanément avec des commandes moteur importantes alors que sur les jeux de calibration, un seul moteur est alimenté à la fois sur toute sa plage de fonctionnement.

# 4.3 Calibration géométrique de la caméra

Cette section présente les méthodes mises en œuvre pour la calibration de la caméra. Ces méthodes sont reprises ici dans un souci de compréhension afin de discuter des choix effectués. Les détails techniques étant connus dans la littérature, ils sont fournis dans l'annexe B.

# 4.3.1 Modèle de formation des images

Une caméra est composée d'un système optique, l'objectif, et d'un système d'acquisition, le capteur. La scène observée est projetée sur le capteur au travers

	Erreur max	Erreur moyenne
Sans calib. dyn.	84.271	55.853
Avec calib. 1	36.002	7.970
Avec calib. 2	38.162	7.706

(a) Erreur angulaire en degré

	Erreur max	Erreur moyenne
Sans calib. dyn.	101.594	46.617
Avec calib. 1	32.892	5.667
Avec calib. 2	31.858	5.621

(b) Erreur absolue en μT

Tableau 4.6 – Erreur moyenne et maximale entre le vecteur magnétique de référence (sans perturbations dynamiques) et le vecteur magnétique mesuré, sur le jeu libre

de l'objectif. À cause de cette projection, deux points situés sur le même rayon incident mais à des distances différentes seront projetés au même point sur le capteur. Ainsi, il n'est pas possible de déterminer la taille de la scène observée avec une seule image.

La position dans l'image du point  $\boldsymbol{p}^{\mathrm{i}} = \begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^{\top}$  (notée en coordonnées homogènes), image du point de la scène  $\boldsymbol{p}^{\mathrm{n}} = \begin{bmatrix} x & y & z & 1 \end{bmatrix}^{\top}$  peut s'exprimer en 2 étapes :

— un changement de repère pour se placer dans le repère de la caméra

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cn} & \mathbf{n}^c \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}_{cn}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$
(4.44)

$$p^{\mathfrak{c}} = \mathcal{T}_{\mathfrak{cn}}(p^{\mathfrak{n}}, \mathbf{R}_{\mathfrak{cn}}, \mathfrak{n}^{\mathfrak{c}}) = \mathbf{T}_{\mathfrak{cn}}p^{\mathfrak{n}}$$
 (4.45)

avec  $\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}} = \begin{bmatrix} x_c & y_c & z_c & 1 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$  les coordonnées de  $\boldsymbol{p}$  dans le repère caméra;  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}$  la matrice de rotation permettant de passer de l'orientation du repère  $\mathfrak{n}$  a celle du repère  $\mathfrak{c}$ ;  $\mathfrak{n}^{\mathfrak{c}}$  les coordonnées du point  $\mathfrak{n}$ , origine du repère de navigation, exprimées dans le repère caméra tel que l'illustre la figure 4.10 (on peut remarquer que  $\mathfrak{n}^{\mathfrak{c}} = -\boldsymbol{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}\boldsymbol{c}^{\mathfrak{n}}$ ).

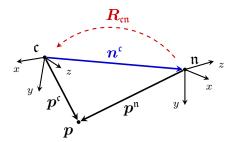


Figure 4.10 – Relations entre le repère de navigation et le repère caméra

— suivi d'une projection  $\Pi$  sur le plan image de la caméra. Cette projection peut être décomposée en 3 fonctions :

$$\boldsymbol{p}^{i} = \underbrace{(\mathcal{K} \circ \mathcal{D} \circ \mathcal{P})}_{\Pi} (\boldsymbol{p}^{c}) \tag{4.46}$$

 $\mathcal{P}$  est une fonction de projection permettant de passer du repère de la caméra  $\mathfrak{c}$  au plan image normalisé  $\mathfrak{c}_n$ ,  $\mathcal{D}$  une fonction permettant d'appliquer les distorsions liées à l'optique non prise en compte par la projection. Le repère de l'espace après application des distorsions est noté  $\mathfrak{c}_{\mathfrak{d}}$ . Enfin,  $\mathcal{K}$  représente une transformation affine liée à la numérisation du capteur. Ce modèle de formation de l'image est détaillé en annexe B.

Cette modélisation de la formation d'image est très générique, elle permet d'englober de nombreux modèles que ce soit pour des caméras perspectives, fish-eye ou omnidirectionnelles comme le souligne [Kannala 2008]. La projection  $\Pi$  est intrinsèque à la caméra, elle peut être estimée une fois pour toute lors d'une étape de calibration.

Plusieurs modèles de calibration sont disponibles ainsi que les bibliothèques de calibration [Bouguet 2008; Scaramuzza 2006; Kannala 2006; Mei 2007; Barreto 2009; Geiger 2012] etc. C'est le modèle de [Bouguet 2008], très largement rependu qui est utilisé pour la calibration de la caméra grand angle et le modèle de [Mei 2007] pour la caméra fish-eye. Ces 2 outils de calibration ont été choisis car ils sont bien adaptés aux caméras utilisées et facilement intégrables dans les applications visées (la méthode de [Bouguet 2008] est implémentée dans la librairie OpenCV, et [Mei 2007] fournis le code matlab et en langage C pour appliquer les calculs nécessaires à la projection des rayons lumineux).

# 4.3.2 Rectification des images

Une fois les paramètres de la caméra estimés, il est possible de rectifier les images pour simuler une caméra perspective sans distorsion. Les coordonnées

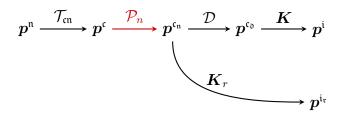


Figure 4.11 – Résumé du modèle de formation des images (modèle de Bouguet), la transformation de projection non inversible sans information supplémentaire est notée en rouge.

de l'image rectifiée  $p^{i_r}$  correspondent à la numérisation des coordonnées  $p^{c_n}$  dans le plan image normalisé via la matrice  $K_r$ .

$$\boldsymbol{p}^{i_{r}} = \boldsymbol{K}_{r} \mathcal{D}^{-1} (\mathcal{K}^{-1} \boldsymbol{p}^{i}) \tag{4.47}$$

Le choix de la transformation affine  $K_r$  permet de sélectionner quelle partie de l'image sera rectifiée et à quelle résolution.

Les différentes transformations liées au processus de formation des images sont résumés figure 4.11 dans le cas du modèle de [Bouguet 2008]. Ce modèle peut être généralisé pas le modèle de [Mei 2007], le principe de la rectification de l'image reste identique. Ces 2 modèles sont présentés en détail dans l'annexe B.

# 4.4 Calibration inter capteur IMU-caméra

Pour les applications de stabilisation vidéo et de projection des images capturées par le drone sur une carte qui seront détaillées au chapitre 5, il est nécessaire de connaître la transformation entre les repères caméra et IMU. La distance entre la caméra et l'IMU est relativement faible par rapport à la distance entre le drone et la scène observée (quelques centimètres contre plusieurs dizaines de mètres). C'est pourquoi la translation entre les 2 repères n'est pas un élément critique à estimer pour les applications visées; seule la rotation  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  entre les repères caméra et IMU est estimée dans cette section.

# 4.4.1 Méthodes existantes

Le problème d'estimation du changement de repère entre les capteurs inertiels et la caméra est un problème bien connu en robotique sous le nom de hand-eye calibration [Tsai 1989; Daniilidis 1999]. La méthode proposée par [Lobo 2003; Lobo 2007] permet la calibration du changement de repère à partir d'un enregistrement pendant lequel, la caméra observe un damier placé à la verticale. Ainsi la verticale détectée par la caméra sur le damier peut-être

comparée à la verticale détectée par l'accéléromètre. Une table tournante est nécessaire pour calibrer la partie translation. [Hol 2008a] Améliore cette méthode pour se passer de table tournante.

[Lang 2005] propose d'utiliser les rotations relatives entre différents instants estimées à partir des images d'une part et à partir de la centrale inertielle d'autre part, pour calibrer la rotation entre les repères IMU et caméra. Ainsi il n'y a plus d'hypothèse sur l'orientation des éléments observés (le damier utilisé pour la calibration n'a pas besoin d'être positionné à l'horizontale ou à la verticale).

Des méthodes alternatives basées sur du filtrage ont également été proposées par exemple [Brink 2012; Hol 2010], ces méthodes d'auto-calibration permettent d'estimer le changement de repère IMU-caméra conjointement avec l'estimation de la position et de l'orientation du système.

# 4.4.2 Méthode proposée

La méthode de calibration proposée pour estimer la rotation entre les repères image et caméra  $R_{ca_t}$  utilise le même principe que [Lang 2005] mais sans passer par l'utilisation des quaternions. Elle s'appuie sur un enregistrement pendant lequel des mouvements de rotation de la caméra et de la centrale inertielle sont effectués devant un damier (exemple : le damier utilisé lors de la calibration de la caméra). Le damier est utilisé pour facilité la détection et le suivis de points caractéristiques dans les images. Contrairement aux méthodes de [Lobo 2007] et [Hol 2008a], il n'est pas nécessaire d'aligner le damier à l'horizontale ou à la verticale. La figure 4.12 montre un exemple d'image utilisé pour la calibration.

Le damier comporte N points qui sont systématiquement détectés dans les images et l'enregistrement de quelques secondes comporte K images. Notons  $\boldsymbol{p}_{n,k}^{i}$  la position du  $n^{i\text{ème}}$  point d'intérêt  $(n \in [1 \dots N])$  détecté dans la  $k^{i\text{ème}}$  image  $(k \in [1 \dots K])$ . Comme la caméra a été calibrée au préalable, il est possible de retrouver de quelle direction provient chacun des points détectés en inversant le modèle de formation de l'image. Soit  $\boldsymbol{p}_{n,k}^{c_s}$  le point de la sphère unité indiquant la direction du POI  $\boldsymbol{p}_{n,k}^{i}$ , il est obtenu par :

$$\boldsymbol{p}_{n,k}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}} = \left(\mathcal{T}_{\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}'\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}}^{-1} \circ \mathcal{P}_{n}^{-1} \circ \mathcal{D}^{-1} \circ \mathcal{K}^{-1}\right) \left(\boldsymbol{p}_{n,k}^{i}\right) \tag{4.48}$$

L'estimation s'effectue en 2 temps :

- 1. Estimer les rotations relatives entre les images successives  $\mathbf{R}_{kk-1}$ , d'une part à partir des POI détectés, et d'autre part en intégrant les mesures du gyromètre
- 2. Estimer le changement de repère entre l'IMU et la caméra  $R_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$

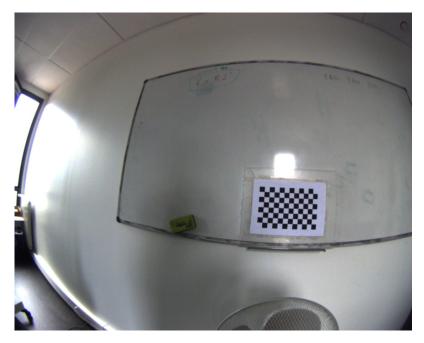


Figure 4.12 – Exemple d'image obtenue durant l'enregistrement utilisé pour la calibration

## Les rotations relatives

Le gyromètre a été calibré au préalable, la rotation relative entre les instants k-1 et k, notée  $\overline{R}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}$  est obtenue en intégrant les mesures du gyromètre comme détaillé dans les équations 4.12 et 4.13.

Estimer les rotations relatives entre les instants k-1 et k via les directions des POI détectés à ces 2 instants, notée  $\widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}}$  est un problème bien connu. Une solution standard consiste à estimer la matrice essentielle entre les 2 images afin d'obtenir la rotation relative  $\widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}}$  (voir [Nister 2004] ou plus récemment [Li 2006; Hartley 2012; Kneip 2013; Hedborg 2013]). Dans notre cas, nous supposons que l'enregistrement utilisé pour la calibration a été effectué sans translation (uniquement des rotations). Comme discuté dans les résultats, dans le cas ou la calibration est faite à main levée, cette hypothèse est un point faible de la méthode proposée. Cependant elle permet l'estimation de la rotation  $\widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}}$  de manière élégante, via la résolution d'un problème de Procruste orthogonal. En groupant les POIs de chaque image sous la forme d'une matrice  $\boldsymbol{P}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_{1,k}^{\mathfrak{c}_s} & \dots & \boldsymbol{p}_{N,k}^{\mathfrak{c}_s} \end{bmatrix}$ , ce problème peut être noté :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}} = \underset{\boldsymbol{R}_{kk-1}}{\operatorname{argmin}} \|\boldsymbol{P}_k - \boldsymbol{R}_{kk-1} \boldsymbol{P}_{k-1}\|$$
(4.49)

sous la contrainte que  $\boldsymbol{R}_{kk\text{-}1}$  soit une matrice de rotation.

La solution au problème ainsi formulé qui a été proposée par [Schönemann 1966] impose uniquement que  $\mathbf{R}_{kk-1}$  soit une matrice orthogonale. [Kabsch 1976]

complète la méthode afin d'imposer  $\det(\mathbf{R}_{kk-1}) = 1$  et ainsi que  $\mathbf{R}_{kk-1}$  soit une matrice de rotation. Les rotations relatives  $\widehat{\mathbf{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}}$  sont donc obtenues en appliquant l'algorithme de Kabsch.

# Le changement de repère

Les rotations relatives estimées dans le paragraphe précédent sont estimées dans le repère caméra pour  $\widehat{R}_{kk-1}^{\mathfrak{c}_s}$  et dans le repère IMU pour  $\overline{R}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_t}$ . Elles sont donc reliées par le changement de repère  $R_{\mathfrak{ca}_t}$  recherché.

La matrice de rotation  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  est recherchée de manière à minimiser l'erreur entre  $\widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}}$  et  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \boldsymbol{R}_{kk-1}^{\mathsf{T}}$  ce qui peut se formuler par :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{ca_{t}} = \underset{\boldsymbol{R}_{ca_{t}}}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=2}^{K} \left\| \operatorname{logm}^{\vee} \left( \widehat{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{c_{s}} \right) - \operatorname{logm}^{\vee} \left( \boldsymbol{R}_{ca_{t}} \overline{\boldsymbol{R}}_{kk-1}^{a_{t}} \boldsymbol{R}_{ca_{t}}^{\top} \right) \right\|$$
(4.50)

$$= \underset{\boldsymbol{R}_{\operatorname{ca}_{t}}}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=2}^{K} \| \widehat{\boldsymbol{\omega}}_{kk-1}^{\mathfrak{c}} - \boldsymbol{R}_{\operatorname{ca}_{t}} \overline{\boldsymbol{\omega}}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{t}} \|$$

$$\tag{4.51}$$

sous la contrainte que  $\mathbf{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  soit une matrice de rotation. On utilise ici l'hypothèse que  $\mathbf{R}_{kk-1}$  est relativement proche de l'identité. Avec  $\overline{\boldsymbol{\omega}}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} = \log \mathbb{M}^{\vee} \left( \overline{\mathbf{R}}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \right)$  et les vecteurs de rotation associés aux matrices de rotation relatives entre les instants successifs.

En regroupant les vecteurs de rotation  $\overline{\omega}_{kk-1}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}$  et  $\widehat{\omega}_{kk-1}^{\mathfrak{c}}$  sous forme de matrices  $\overline{\Omega}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} = \begin{bmatrix} \overline{\omega}_{21}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} & \overline{\omega}_{32}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} & \dots & \overline{\omega}_{KK-1}^{\mathfrak{c}} \end{bmatrix}$  et  $\widehat{\Omega}^{\mathfrak{c}} = \begin{bmatrix} \widehat{\omega}_{21}^{\mathfrak{c}} & \widehat{\omega}_{32}^{\mathfrak{c}} & \dots & \widehat{\omega}_{KK-1}^{\mathfrak{c}} \end{bmatrix}$  l'équation précédente peut s'écrire sous la forme d'un problème de Procrustes orthogonal :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{ca_{t}} = \underset{\boldsymbol{R}_{ca_{t}}}{\operatorname{argmin}} \left\| \widehat{\boldsymbol{\Omega}}^{c} - \boldsymbol{R}_{ca_{t}} \overline{\boldsymbol{\Omega}}^{a_{t}} \right\|$$

$$(4.52)$$

sous la contrainte que  $R_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  soit une matrice de rotation.  $\widehat{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  est estimée en appliquant une nouvelle fois l'algorithme de Kabsch.

# 4.4.3 Implémentation et résultats

Cette méthode a été testée à la fois sur une simulation et sur les données réelles.

#### 4.4.3.1 Simulation

Pour obtenir une trajectoire réaliste dans la simulation, la trajectoire de référence de la caméra est obtenue d'après un enregistrement réel correspondant aux mouvements de calibration souhaités. À partir de cette trajectoire d'un repère pris comme référence, les mesures de l'IMU sont simulées ainsi que les positions des points du damier projetés sur la sphère unité dans le repère caméra.

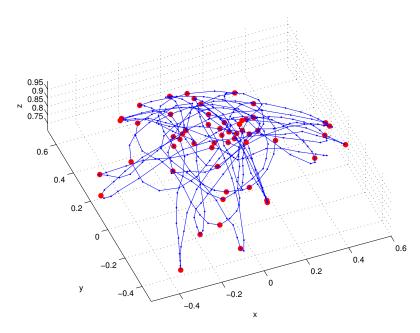


Figure 4.13 – Trajectoire du point au centre du damier projeté sur la sphère unité dans le repère caméra. En rouge sont marquées les images clés sélectionnées pour la calibration.

Cette simulation suppose donc une calibration caméra parfaite (la direction exacte de la lumière captée pour chaque pixel) et une détection parfaite des points d'intérêt.

La trajectoire du point au centre du damier projeté sur la sphère unité dans le repère caméra est présentée figure 4.13 pour illustrer les mouvements de rotation qui ont été effectués durant le log. Le modèle de projection utilisé est celui obtenu lors de la calibration de la caméra. Un sous-ensemble d'images clés est sélectionné afin de travailler avec des rotations relatives  $R_{kk-1}$  importantes et ainsi maximiser l'impact de  $R_{cat}$  dans la fonction de coût équation 4.50. Ces images clés sont notés en rouge sur la figure 4.13. Sur cet enregistrement, les images clés sont espacées en moyenne de 0.74 secondes.

Cette simulation avec une rotation entre l'IMU et la caméra  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}$  correspondant au vecteur de Rodrigue  $\boldsymbol{r}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}} = \begin{bmatrix} 2.2214 \\ 2.2214 \\ 0 \end{bmatrix}$ , soit une rotation de 180 autour de l'axe  $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$ .

Le vecteur de Rodrigue obtenu après calibration est  $\widehat{\boldsymbol{r}}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}} = \begin{bmatrix} 2.2213 \\ 2.2195 \\ 0.0011 \end{bmatrix}$  soit une erreur angulaire sur la calibration de  $\left\| \exp \operatorname{m}^{\wedge} \left( \boldsymbol{R}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}} \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}}^{\top} \right) \right\| \frac{180}{\pi} = 0.105$  degrés. La figure 4.14 présente la position des points détectés et prédits à partir

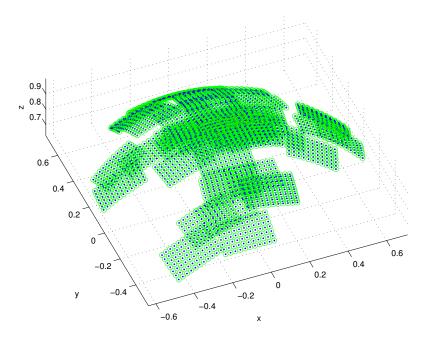


Figure 4.14 – Position des POIs détectés (point bleu) et des POI prédits par le gyromètre (cercle vert) sur les données de simulation une fois le changement de repère IMU caméra estimé. Tous les points sont projetés sur la sphère unité.

des mesures du gyromètre. L'erreur angulaire moyenne entre la direction d'un POI prédite et la direction effectivement mesurée dans l'image est de 0.037 degrés. Cette très faible valeur est conforme à la valeur théorique attendue en considérant uniquement l'erreur commise en intégrant les gyromètres sur un intervalle de temps équivalent (écart type théorique de 0.036 degrés).

#### 4.4.3.2 Données réelles

La calibration est également testée sur le système réel. Comme décrit section 4.4.2, l'ensemble IMU-caméra est manipulé devant un damier permettant de détecter et suivre 77 POIs (damier de  $11 \times 7$  intersection intérieures) dans chaque image. La manipulation est effectuée à main levée avec uniquement des mouvements de rotation afin de respecter les hypothèses utilisées pour la calibration. La figure 4.12 illustre l'une des images utilisées pour la calibration. Le montage mécanique assurant un très bon alignement entre la carte IMU et la caméra (voir figure 3.4). Bien qu'il ne s'agisse pas de la vérité-terrain, d'après le montage mécanique, la rotation théorique entre les deux repères de

$$r_{\text{ca}_{\text{t}}} = \begin{bmatrix} 2.2214 \\ 2.2214 \\ 0 \end{bmatrix}$$
, après optimisation, la rotation obtenue entre les repères

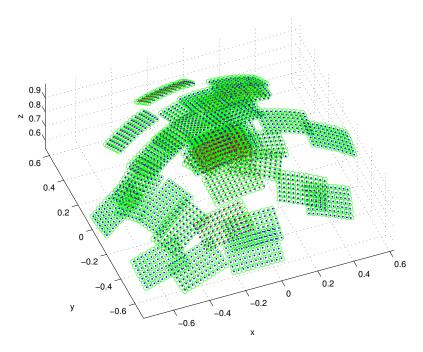


Figure 4.15 – Position des POIs détectés (point bleu) et des POI prédits par le gyromètre (cercle vert) sur les données réelles une fois le changement de repère IMU caméra estimé. Tous les points sont projetés sur la sphère unité.

IMU et caméra est 
$$\hat{\pmb{r}}_{\mathfrak{ca}_{\mathfrak{t}}} = \left[ \begin{array}{c} 2.2135 \\ 2.2284 \\ 0.0020 \end{array} \right]$$
 soit une différence de 0.393 degrés.

Cet enregistrement ne disposant pas de vérité terrain, la qualité de la calibration est estimée via l'erreur angulaire moyenne entre la direction d'un POI prédite et la direction effectivement mesurée dans l'image. Cette erreur est illustrée figure 4.15. Sur les données réelles cette erreur est de 0.387 degrés (équivalent à 3,7 pixels au centre de l'image). Bien que plus importante que lors de la simulation, cette erreur reste faible ce qui permet de valider le fonctionnement de la calibration. L'augmentation de l'erreur sur les données réelles s'explique par différents éléments :

- Cette erreur est liée non seulement à l'erreur d'estimation du changement de repère entre l'IMU et la caméra, mais également aux erreurs de détection des POIs dans l'image qui ne sont pas considérées dans la simulation. Une erreur de détection de 1 pixel dans l'image correspond à une erreur de 0.1 degrés avec la caméra utilisée.
- Les manipulations sont effectués à main levée, et malgré les précautions prises pour rester immobile, de faibles translations sont effectuées. Ces translations ne sont pas considérées par notre méthode. Le damier est placé sur cet exemple à 113 cm de la caméra, ainsi une translation de la caméra de 1 cm crée un décalage du damier de 4.89 pixels.

- Sur cet enregistrement, le temps moyen d'intégration du gyromètre est bien plus important que sur le log de simulation (1.54 contre 0.74 secondes). La dérive due à l'intégration du gyromètre est elle aussi plus importante (écart type théorique de 0.06 degrés).
- Cette erreur caractérise l'ensemble de la chaîne capteur, y compris la calibration du gyromètre.

# 4.5 Conclusion

Après avoir détaillé les méthodes de calibration existantes, une nouvelle approche a été présentée afin d'effectuer la calibration de l'ensemble des capteurs de l'IMU et la caméra. La méthode proposée ne nécessite l'utilisation d'aucun matériel externe, excepté un damier pour la calibration de la caméra, et l'ensemble des manipulations sont effectuées à main levée. Trois étapes sont nécessaires : la calibration intrinsèque de l'accéléromètre, du gyromètre et du magnétomètre, la calibration géométrique de la caméra et la calibration de la rotation entre l'IMU et la caméra.

La méthode proposée pour la calibration des capteurs inertiels est une combinaison des méthodes de la littérature adaptées afin de n'utiliser qu'un seul log de calibration, d'autre part la calibration intrinsèque de chaque capteur est complétée par l'estimation des rotations entre les capteurs de manière à exprimer l'ensemble des mesures dans un repère commun. Enfin une nouvelle méthode est présentée permettant de calibrer et compenser dynamiquement les perturbations magnétiques générées par le drone. Cette méthode se base sur les informations disponibles sur l'état des actionneurs du drone pour estimer et compenser les perturbations magnétiques.

La méthode de calibration de la caméra utilisée est une méthode classique de la littérature bien adaptée à nos caméras grand angle. Elle nécessite simplement l'acquisition d'images d'un damier vues sous différentes orientations (voir annexe B).

Enfin nous avons proposé une méthode permettant d'estimer la rotation entre l'IMU et la caméra à partir d'un 3ème enregistrement effectué à main levée.

La chaîne de traitement proposée permet donc une calibration complète de l'ensemble IMU-caméra. Les résultats obtenus tant sur les simulations que sur les données réelles démontrent le bon fonctionnement du système proposé.

# Résultats et applications

Cons	struction de mosaïques d'images 83
5.1.1	Introduction et bibliographie $\dots 83$
5.1.2	Méthode et architecture proposée
5.1.3	Pré-traitement
5.1.4	Estimation des homographies absolues 91
5.1.5	Construction et visualisation de la mosaïque 95
5.1.6	Résultats
Stab	ilisation d'images
5.2.1	Introduction et bibliographie 98
5.2.2	Principe et architecture $\dots \dots \dots$
5.2.3	Estimation de l'attitude
5.2.4	Caméra grand angle, projection sur une sphère $$ $103$
5.2.5	Implémentation et résultats
	5.1.1 5.1.2 5.1.3 5.1.4 5.1.5 5.1.6 <b>Stab</b> 5.2.1 5.2.2 5.2.3 5.2.4

Ce chapitre décrit deux applications particulières utilisant pleinement l'hybridation IMU-Caméra développée. La première concerne la construction d'une mosaïque d'images géo référencées en temps réel et la seconde, la stabilisation vidéo d'une caméra fish-eye. Dans ce chapitre, tous les capteurs sont considérés calibrés et synchronisés.

# 5.1 Construction de mosaïques d'images

# 5.1.1 Introduction et bibliographie

# La photogrammétrie

La construction de mosaïques d'images à partir de photographies aériennes est un problème bien connu (voir [Colomina 2014; Hsu 2001]). Ce type de

représentation est utilisé depuis longtemps notamment pour la cartographie aérienne. La construction de la mosaïque comporte deux aspects principaux : l'aspect géométrique qui correspond à estimer avec précision la position de chaque pixel des images sur la carte et l'aspect photométrique qui consiste à estimer l'intensité et la couleur de ces pixels à partir des différentes les prises de vue qui se chevauchent.

Une fois la position et l'orientation des prises de vue, ainsi que le modèle de terrain connu, les images sont projetées sur le modèle de terrain et fusionnées pour construire la mosaïque finale [Konecny 2003]. La méthode de fusion peut simplement consister à prendre en considération l'image la plus récente, à effectuer une moyenne des intensités des images, ou utiliser des techniques plus élaborées qui permettent par exemple de compenser des différences de luminosité entre les images et de limiter les transitions visibles afin d'obtenir une mosaïque uniforme et visuellement correcte. Les méthodes les plus classiques sont détaillées dans le tutoriel de [Szeliski 2006] sur la construction de panoramas.

L'estimation de la position de chaque pixel passe par l'estimation de la position et l'orientation de chaque prise de vue et l'estimation d'un modèle d'élévation du terrain permettant la construction d'une ortho-mosaïque. Pour cela, des techniques de photogrammétrie ou d'ajustement de faisceaux sont utilisées (voir [Triggs 2000; Hartley 2004]). Des points caractéristiques sont détectés et appariés dans différentes images, puis la position des prises de vue ainsi que la position 3D de ces points sont estimées de manière à respecter au mieux le modèle de projection de chaque prise de vue.

#### Méthodes moins coûteuses

Les méthodes précédentes sont très coûteuses en terme de temps de calcul (généralement plusieurs heures) ce qui restreint leur utilisation pour certaines applications. En particulier, le projet STaFF® qui nous intéresse (détaillé section 2.1.3) nécessite une restitution des prises de vue et de la situation au sol en temps réel pour adapter la mission du drone. Pour cela plusieurs simplifications sont effectuées qui vont permettre un traitement plus rapide, voire en temps réel.

Tout d'abord, dans le contexte de prises de vue aériennes, une simplification consiste à considérer le sol comme plan ([Heiner 2009; Caballero 2007; Lin 2007; Xing 2010; Taylor 2008]) ou à considérer le modèle de terrain connu ([Zhou 2009; Suzuki 2010]). Ainsi, il n'est pas nécessaire de construire un modèle d'élévation du terrain qui constitue une opération très coûteuse.

[Zhou 2010; Zhou 2009; Wei 2008; Wu 2006] proposent ainsi la construction d'une mosaïque d'images à partir d'un drone en utilisant un modèle de terrain

existant. La méthode proposée s'appuie sur les techniques d'ajustement de faisceaux (utilisées en photogrammétrie) et permet également de calibrer les paramètres intrinsèques de la caméra et le changement de repère entre l'IMU et la caméra. Cette solution reste toutefois coûteuse en temps de calcul et nécessite également des points de contrôle au sol.

Lors de la construction d'une ortho-mosaïque géolocalisée, des points de contrôle sont annotés manuellement afin d'améliorer la reconstruction de la mosaïque et sa géolocalisation. Il s'agit de points remarquables dont la position est connue avec précision (par exemple mesurée avec un GPS différentiel) et qui sont annotés dans plusieurs images. Ils permettent la géolocalisation d'une mosaïque même en l'absence de mesure de position (type GPS) pour chaque prise de vue. L'annotation des points de contrôle au sol n'est pas envisageable pour la construction de mosaïque en temps réel.

Une alternative proposée par [Lin 2007] consiste à aligner directement les images capturées sur une carte aérienne ou satellite de la zone (de moins bonne qualité), toutefois cette solution suppose l'existence d'une carte suffisamment à jour vis-à-vis de la zone observée.

Sans l'annotation des points de contrôle au sol, la construction de mosaïque en temps réel nécessite au minimum la connaissance de la position d'une partie des images. C'est pourquoi les images de la caméra doivent être synchronisées avec les mesures de position et d'orientation fournies par l'auto-pilote. Ce problème déjà évoqué au chapitre 3, impose de fortes contraintes sur le matériel utilisable sur un mini-drone.

[Suzuki 2010] propose une optimisation légèrement différente de la méthode classique d'ajustement de faisceaux : seule la position et l'orientation des caméras sont optimisées de manière à minimiser la distance entre les points d'intérêt qui se correspondent une fois projetés sur la mosaïque. Ainsi le nombre d'inconnues est grandement diminué. [Xing 2010] minimise le même type d'erreur mais en optimisant uniquement les homographies entre les images et la carte au lieu de la position et orientation des caméras. Il effectue une initialisation avec un filtre de Kalman sur de petits groupes d'images. Ces méthodes restent encore coûteuses et ne fonctionnent pas en temps réel.

L'approche proposée dans [Heiner 2009] réduit encore les calculs à effectuer lors de l'optimisation en estimant les transformations entre les images successives (les homographies) à partir des points détectés. Ainsi l'optimisation des positions et orientations des prises de vue est effectuée de manière à minimiser à la fois l'erreur entre les positions estimées et mesurées et les contraintes de transformations relatives entre images. Cette erreur ne fait plus intervenir l'ensemble des points d'intérêt détectés mais uniquement les homographies entre images qui ont été calculées au préalable. La construction de la mosaïque

est relativement rapide mais nécessite toutefois l'ensemble des images et n'est pas prévue pour être traitée de manière incrémentale en temps réel.

[Botterill 2010] ou plus récemment [Yang 2013] proposent la construction d'une mosaïque d'images en temps réel. Le procédé proposé permet d'aligner l'image courante avec les images précédentes et de les fusionner pour former une mosaïque et améliorer la perception de l'environnement en temps réel. [Breszcz 2011] propose le même type de construction et tire parti des processeurs graphiques récents pour l'extraction des points d'intérêt. De plus, il effectue périodiquement un ajustement de faisceaux global afin d'améliorer la précision de la reconstruction. Toutefois, ces mosaïques ne sont pas géolocalisées et les erreurs d'estimation de la transformation entre les images s'accumulent au fur et à mesure que la taille de la mosaïque augmente. Ces méthodes sont donc limitées à des mosaïques de petites dimensions.

[Taylor 2008] propose une méthode de construction incrémentale de la mosaïque géo-référencée : des points sont détectés et appariés dans l'image courante et dans la mosaïque déjà construite. Ainsi une homographie est obtenue permettant d'aligner directement l'image courante à la mosaïque. Construite ainsi, la précision de la mosaïque dépend fortement de la précision avec laquelle la première image a été géo-référencée. D'autre part, l'accumulation de petites erreurs dans les homographies estimées entraîne une dérive de la mosaïque. Pour pallier ces problèmes, la méthode proposée utilise la position et l'orientation de l'image courante pour transformer l'ensemble de la mosaïque et ainsi améliorer sa géolocalisation.

# 5.1.2 Méthode et architecture proposée

Pour l'application STaFF® visée, la restitution de la mosaïque doit se faire en temps réel. Pour cet objectif, plusieurs simplifications sont exploitées. L'ensemble de la mosaïque n'est pas re-généré pour chaque nouvelle image reçue. La stratégie envisagée ici ne remet jamais en question les images déjà positionnées sur la carte. Afin de simplifier les traitements d'une part, le sol est considéré comme plat. D'autre part, les informations de position et d'orientation de chaque image sont disponibles grâce aux autres capteurs du drone (IMU et GPS).

# Étapes du traitement

L'aspect géométrique de la construction de la mosaïque consiste à estimer des homographies permettant de transformer l'ensemble des images sur le plan du sol puis de projeter et fusionner les images afin de construire la mosaïque géo-référencée. Cette dernière peut alors être affichée en superposition d'une cartographie existante. En raison du fonctionnement en temps réel du système

l'aspect photométrique n'est pas traité dans ce manuscrit, la couleur d'un pixel de la mosaïque correspond à la couleur de l'image la plus récente.

La méthode proposée suit les étapes suivantes :

- 1. Pré-traitement permettant d'une part la récupération et synchronisation des images et des mesures de télémétrie et d'autre part le calcul de l'homographie relative entre l'image courante et l'image précédente.
- 2. Optimisation de la position et l'orientation courante de la caméra et estimation de l'homographie absolue permettant de transformer l'image courante sur la carte.
- 3. Rectification et projection de l'image sur le plan de la carte et fusion avec la carte déjà construite.

Ces 3 étapes sont respectivement détaillées dans les sections 5.1.3, 5.1.4 et 5.1.5. Dans la suite de cette partie, k prise de vues sont considérée avec  $k \in [1...K]$ . Les repères mobiles associés à ces différentes positions seront notés avec en exposant le numéro de la prise de vue. Soient  $\mathfrak{c}^k$  et  $\mathfrak{i}^k$  les repères caméra et image associés à la  $k^{\text{ième}}$  prise de vue.

# Modèle de sol plat

Cette hypothèse est acceptable étant donné l'altitude de vol du drone (comme l'ont déjà proposé plusieurs auteurs par exemple [Heiner 2009; Caballero 2007; Lin 2007; Xing 2010; Taylor 2008]). Notons  $\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}$  le repère caractérisant le plan du sol et  $p_o^{\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}}$  la projection orthogonale sur le sol d'un point  $p^{\mathfrak{n}}$  dans le repère de navigation. Cette projection est donnée par :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{P_{2}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$
 (5.1)

$$\boldsymbol{p}_o^{\mathfrak{n}_o} = \boldsymbol{P}_o \boldsymbol{p}^{\mathfrak{n}} \tag{5.2}$$

Tous les points observés sont supposés appartenir au plan du sol, dans ce cas, cette projection permet simplement de passer du repère de navigation  $\mathfrak{n}$  3D au repère du plan du sol  $\mathfrak{n}_o: \boldsymbol{p}_o^{\mathfrak{n}_o} = \boldsymbol{P}_o \boldsymbol{p}_o^{\mathfrak{n}}$ . Cette transformation est inversible puisque l'altitude du point est connue (z=0).

# Transformations image-carte

Le plan du sol représente également le plan de la mosaïque (et localement le plan de la carte). Notons  $\mathfrak m$  le repère de la mosaïque dans lequel chaque

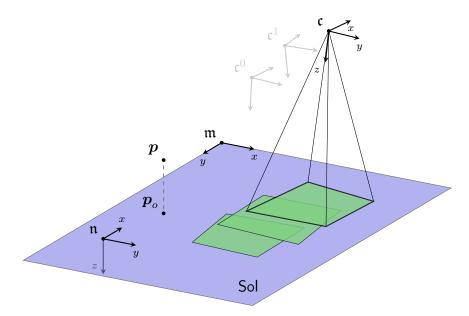


Figure 5.1 – Schéma de principe de construction de la mosaïque d'images et position du repère de la carte  $\mathfrak{m}$  par rapport au repère de navigation  $\mathfrak{n}$ 

image devra être transformée. Dans l'illustration de la figure 5.1, ce repère est tourné de  $\pi/2$  par rapport au repère de navigation de manière à ce que le nord soit vers le haut dans l'image mosaïque générée. Le passage du repère du sol  $\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}$  au repère de la mosaïque se fait via une transformation affine notée  $K_m$  permettant de fixer la position du repère  $\mathfrak{m}$  par rapport au repère  $\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}$  ainsi que la résolution finale de la mosaïque :

$$\boldsymbol{p}_{o}^{\mathfrak{m}} = \boldsymbol{K}_{m} \boldsymbol{p}_{o}^{\mathfrak{n}_{o}} \tag{5.3}$$

avec 
$$\boldsymbol{K}_m = \begin{bmatrix} 0 & r & n_x^{\mathfrak{m}} \\ -r & 0 & n_y^{\mathfrak{m}} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 (5.4)

r représente la résolution de la mosaïque (en pixel par mètre) et  $\begin{bmatrix} n_x^{\mathfrak{m}} & n_y^{\mathfrak{m}} \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$  les coordonnées du point  $\mathfrak{n}^{\mathfrak{m}}$  (origine du repère de navigation) dans le repère de la mosaïque.

La scène observée étant plane, la transformation permettant de passer du plan image au plan du sol (ou le plan de la mosaïque) est une homographie notée  $\boldsymbol{H}_{\mathfrak{c}_n\mathfrak{n}_o}$  ([Malis 2007; Hartley 2004]). Ainsi la construction de la mosaïque repose sur l'estimation de l'ensemble des homographies permettant de projeter chaque image sur le plan du sol.

Le point  $p_o^{\mathfrak{n}_o}$  sur le plan du sol est transformé dans le plan image normalisé  $p^{\mathfrak{c}_n}$  via l'homographie  $H_{\mathfrak{c}_n\mathfrak{n}_o}$  qui se déduit du modèle de formation des images décrit section B.1:

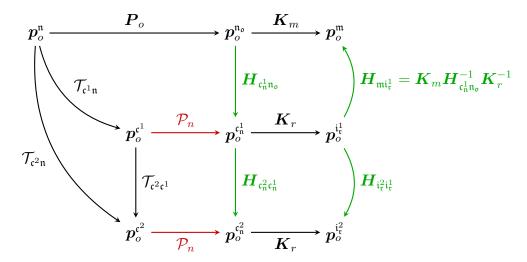


Figure 5.2 – Résumé des transformations entre les images et la mosaïque

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ 1 \end{bmatrix} \propto \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{R}_{cn}} \underbrace{\begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_{cn} & \boldsymbol{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{T}_{cn}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}}_{(5.5)}$$

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ 1 \end{bmatrix} \propto \underbrace{\begin{bmatrix} x_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} & y_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} & \mathbf{n}^{\mathfrak{c}} \end{bmatrix}}_{H_{\text{curr}}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$
 (5.6)

$$p_o^{\mathfrak{e}_{\mathfrak{n}}} = \mathcal{H}_{\mathfrak{e}_{\mathfrak{n}}\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}}(p_o^{\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}}) \propto H_{\mathfrak{e}_{\mathfrak{n}}\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}}p_o^{\mathfrak{n}_{\mathfrak{o}}}$$
 (5.7)

avec  $x_n^{\mathfrak{c}}$  et  $y_n^{\mathfrak{c}}$  représentant les 2 premières colonnes de  $\mathbf{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}: \mathbf{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}} = \begin{bmatrix} x_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} & y_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} & z_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{c}} \end{bmatrix}$ . Ces changements de repère entre les images et la mosaïque sont résumés figure 5.2. Ainsi l'homographie  $\mathbf{H}_{\mathfrak{c}_\mathfrak{n}\mathfrak{n}_\mathfrak{o}}$  recherchée peut être obtenue à partir de la position et de l'orientation de la caméra  $\mathcal{T}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}$  pour cette image.

#### Architecture logicielle

La construction de la mosaïque est répartie entre différents processus qui communiquent au moyen de la bibliothèque Robot Operating System (ROS) [Quigley 2009]. Cette bibliothèque permet également d'enregistrer et de rejouer l'ensemble des messages échangés entre les processus.

Les processus permettant de récupérer les images et la télémétrie du drone, ont été implémentés indépendamment. Ils communiquent avec le processus de mosaïsation qui estime l'homographie  $H_{\mathfrak{c}_n\mathfrak{n}_o}$  et projette l'image courante sur le plan du sol. Un dernier processus se charge de fusionner cette image avec la mosaïque existante et de la découper en tuile (mosaïque de petites images

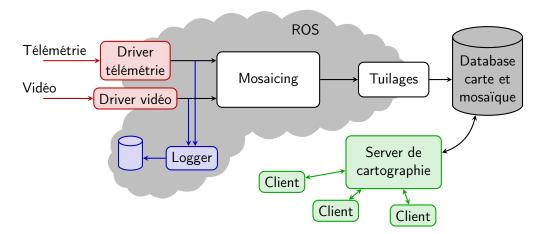


Figure 5.3 – Architecture des programmes pour la construction de mosaïque en temps réel

construite à plusieurs échelles) afin de faciliter sa visualisation. La bibliothèque ROS permet d'une part de répartir la charge de calcul entre plusieurs processus et d'autre part, d'enregistrer l'ensemble des messages de télémétrie et vidéo issues des drivers afin d'obtenir un enregistrement complet de toutes les données. Cet enregistrement peut être rejoué à l'identique en respectant les temps de réception des mesures facilitant ainsi le développement et le test de l'ensemble de la chaîne.

Un serveur de cartographie accède à la mosaïque générée ainsi qu'à un fond de carte, ainsi la visualisation de la mosaïque se fait au travers d'un simple navigateur web sur n'importe quel ordinateur connecté en réseau avec ce serveur. Cette souplesse permet de déporter la visualisation sur plusieurs écrans pour faciliter le travail des opérateurs.

L'ensemble de l'architecture est présentée figure 5.3.

### 5.1.3 Pré-traitement

### Synchronisation

Le problème de la synchronisation entre les images vidéo et les mesures de télémétrie (position et attitude) a été discuté chapitre 3, ici le délai synchronisation est supposé connu (en fonction du matériel il est estimé lors d'une étape préalable ou obtenu par une synchronisation matérielle). Une fois ce délai estimé, l'étape de synchronisation consiste à mémoriser les mesures précédentes et à associer à l'image courante la mesure de position et d'orientation appropriée. Une interpolation linéaire est effectuée à partir des 2 mesures les plus proches.

# Homographies relatives

Une étape importante du pré-traitement consiste à estimer la transformation

entre les images successives (après rectification de celles-ci). Puisque la scène observée est supposée plane, cette transformation est modélisée par une homographie notée  $\boldsymbol{H}_{i_{\mathsf{t}}^{\mathsf{k}}i_{\mathsf{r}}^{\mathsf{k}-1}}$  (cf [Hartley 2004]). Nous rappelons que  $\mathfrak{i}_{\mathsf{r}}^{\mathsf{k}}$  représente le repère image (rectifié) associés à la  $k^{\mathrm{ième}}$  prise de vue.

L'une des stratégies la plus courante pour estimer la transformation entre deux images consiste à rechercher et à apparier des points caractéristiques dans les deux images. Les points de l'image recherchés sont ceux précisément localisables par exemple les angles d'un bâtiment, facilement reconnaissables d'une image à l'autre. On recherche généralement les zones les plus saillantes de l'image. Il existe une grande variété de détecteurs de points d'intérêts tel que décrits dans [Tuytelaars 2008]. Pour identifier ces points de manière unique, un descripteur est extrait à partir de la zone autour de ce point. Il existe de nombreux descripteurs comme le décrit [Mikolajczy 2005]. Les plus connus étant SIFT [Lowe 2004], SURF [Bay 2006] ou plus récemment ORB [Rublee 2011], BRISK [Leutenegge 2011] ou FREAK [Alahi 2012]. Ces méthodes définissent généralement à la fois le détecteur et le descripteur. En fonction des méthodes, les descripteurs ont différentes propriétés d'invariance comme l'invariance à des changements de luminosité, d'orientation ou d'angle de vue, ce qui permet de décrire de la même manière un point d'intérêt même si le point de vue et l'éclairage de la scène changent. Les points ayant les descripteurs les plus proches sont ainsi appariés dans les 2 images. Cet appariement est illustré figure 5.4.

Cette méthode basée sur les descripteurs de points d'intérêt fonctionne dans la majorité des cas, cependant, certains appariements (visibles figure 5.4) sont erronés. Pour éliminer ces appariements aberrants, une méthode de type RANSAC [Fischler 1981] est utilisée à partir du modèle de transformation entre les 2 images (une homographie). La méthode RANSAC permet à la fois d'éliminer les appariements aberrants et d'estimer l'homographie entre les 2 images. Le détail de cette méthode peut être retrouvé dans de nombreux ouvrages tel que [Hartley 2004].

Ces différentes étapes ont été implémentées en C++ à partir de la bibliothèque OpenCV [Bradski 2000]. Ici c'est le descripteur SURF [Bay 2006] qui est utilisé pour sa robustesse à des changements de point de vue et d'illumination et sa rapidité de calcul.

# 5.1.4 Estimation des homographies absolues

Comme évoquée section 5.1.2, la construction de la mosaïque nécessite d'estimer l'ensemble des homographies  $\widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^k}$   $k \in [1 \dots K]$  permettant de projeter le plan de l'image k sur le plan de la carte. Pour cette estimation nous disposons d'une part des homographies relatives estimées entre les images successives

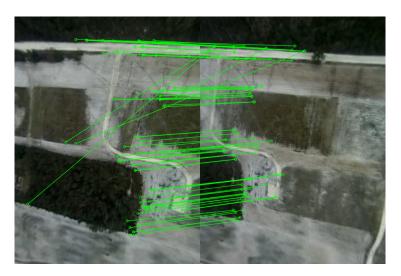


Figure 5.4 – Appariement de points d'intérêt SURF entre deux images successives

 $\widehat{\boldsymbol{H}}_{i_{\mathsf{r}}^{\mathsf{k}}i_{\mathsf{r}}^{\mathsf{k}-1}}$  lors du pré-traitement et d'autre part, des positions  $\boldsymbol{\mathfrak{c}}^{\mathsf{n}}$  et orientation  $\boldsymbol{R}_{\mathsf{cn}}$  de chaque image, estimées par l'auto-pilote à partir des mesures inertielles et GPS.

Deux stratégies sont envisagées : dans un premier cas (section 5.1.4.1), estimer l'ensemble des positions et orientation des caméras en tenant compte de l'ensemble des mesures puis en déduire  $\widehat{H}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^k}$  par construction tel que décrit en équation (5.6). Dans le second cas (section 5.1.4.2), seul  $\widehat{H}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^k}$  est estimée au moyen d'un filtre complémentaire prenant en considération l'estimée précédente  $\widehat{H}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^{k-1}}$ , l'homographie  $\widehat{H}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^k}^{tm}$  estimée à partir des informations de télémétrie et l'homographie relative  $\widehat{H}_{\mathfrak{i}_{\mathfrak{r}}^k\mathfrak{i}_{\mathfrak{r}}^{k-1}}$  obtenue à partir des images.

### 5.1.4.1 Représentation du problème sous forme de graphe, optimisation globale

L'approche proposée consiste à estimer conjointement au sens du maximum de vraisemblance l'ensemble des positions et orientations des caméras en fonction des mesures fournies par la télémétrie et par les correspondances entre images successives.

$$\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}^* = \max_{\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}} p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}})$$
 (5.8)

avec  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}$  l'ensemble des positions et orientations des caméras dans le repère de navigation pour  $k \in \mathcal{K} = [1 \dots K]$ ,  $\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}}$  l'ensemble des mesures de position et d'orientation fournies par le lien de télémétrie (définie de manière générique en équation3.2) et  $\boldsymbol{v}_{\mathcal{K}}$  (définie de manière générique en équation3.4) l'ensemble des homographies relatives entre les images successives estimées lors du prétraitement (détection et appariement de points puis RANSAC).

Les mesures  $g_{\mathcal{K}}$  et  $v_{\mathcal{K}}$  sont indépendantes entre elles conditionnellement à

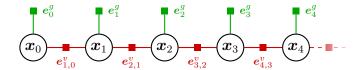


Figure 5.5 – Représentation sous forme de graphe de facteurs

l'état caché  $\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}$  ainsi,  $p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}})$  peut se factoriser sous la forme

$$p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}) = p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}) p(\boldsymbol{v}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}})$$

$$= \prod_{k \in \mathcal{K}} p(\boldsymbol{g}_k | \boldsymbol{x}_k) \prod_{k \in \mathcal{K}} p(\boldsymbol{v}_k | \boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{x}_{k-1})$$
(5.9)

Maximiser la vraisemblance  $p(\boldsymbol{g}_{\mathcal{K}}, \boldsymbol{v}_{\mathcal{K}} | \boldsymbol{x}_{\mathcal{K}})$  revient donc à minimiser l'erreur  $E(\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}})$  définie par la log vraisemblance :

$$E(\boldsymbol{x}_{\mathcal{K}}) = \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\boldsymbol{e}_{k}^{g}(\boldsymbol{x}_{k}, \boldsymbol{g}_{k})\|_{\Sigma^{g}}^{2} + \sum_{k \in \mathcal{K}} \|\boldsymbol{e}_{k,k-1}^{v}(\boldsymbol{x}_{k}, \boldsymbol{x}_{k-1}, \boldsymbol{v}_{k})\|_{\Sigma^{v}}^{2}$$
(5.11)

avec  $\|\boldsymbol{e}_{k}^{g}\|^{2} = -\log p(\boldsymbol{g}_{k}|\boldsymbol{x}_{k})$  et  $\|\boldsymbol{e}_{k,k-1}^{v}\|^{2} = -\log p(\boldsymbol{v}_{k}|\boldsymbol{x}_{k},\boldsymbol{x}_{k-1})$  représentant typiquement les erreurs entre les mesures et leur prédiction à partir de l'état  $\boldsymbol{x}$  et des modèles de mesure définit en équations 3.2 et 3.4 :

$$\boldsymbol{e}_k^g = \boldsymbol{g}_k - f_q(\boldsymbol{x}_k) \tag{5.12}$$

$$\mathbf{e}_{k,k-1}^{v} = \mathbf{v}_{k,k-1} - f_{v}(\mathbf{x}_{k}, \mathbf{x}_{k-1})$$
(5.13)

Ce problème peut être représenté sous la forme d'un graphe de facteurs tel que présenté figure 5.5. Cette fonctionnelle est optimisée via la bibliothèque C++ g2o [Kümmerle 2011].

Ce type de graphe apporte une grande souplesse de représentation du problème et permet de gérer facilement des problèmes plus complexes comme l'absence de certaines mesures GPS/vision ou la détection de fermeture de boucle. L'absence de mesures GPS a été testé dans le cas d'estimation de la trajectoire du drone a posteriori toutefois, dans un contexte de construction de mosaïques en temps réel, ces situations n'ont pas été traitées dans le graphe.

Dans cette approche par optimisation globale, l'ensemble des positions des prises de vue est optimisé à chaque nouvelle image reçue. Le problème d'optimisation grossit au cours du temps. C'est pourquoi cette solution n'est pas la plus adaptée dans un contexte de fonctionnement en temps réel. Le problème tel qu'il est posé ici pourrait également être formulé comme un problème de filtrage où les mesures relatives entre les images successives sont utilisées comme commande pour l'étape de prédiction et les mesures globales comme mesure pour l'étape de filtrage. Toutefois la formulation de ce problème reste délicate.

#### 5.1.4.2 Filtre complémentaire sur les homographies

Une alternative proposée ici consiste à estimer pour chaque nouvelle image reçue l'homographie  $\widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{m}i_{\mathfrak{r}}^k}$  par une méthode de filtrage évitant ainsi une optimisation de l'ensemble des positions de toutes les caméras à chaque nouvelle image reçue.

Ce filtre utilise d'une part l'homographie  $\widehat{H}_{i_{\tau}^k i_{\tau}^{k-1}}$  qui est estimée via les 2 dernières images, et d'autre part les homographies  $\widehat{H}_{c_{n}^k n_{\sigma}}$  estimée via la télémétrie pour l'image courante et  $\widehat{H}_{\mathfrak{m}i_{\tau}^{k-1}}$  qui a été estimée à l'instant précédent, permettant de projeter l'image précédente sur la carte.

 $\widehat{m{H}}_{\mathfrak{mi}_{*}^{\mathbf{k}}}$  peut être estimée uniquement avec les mesures de télémétrie :

$$\widehat{\boldsymbol{H}}_{\text{mir}}^{tm} = \boldsymbol{K}_m \widehat{\boldsymbol{H}}_{\text{ckno}}^{-1} \boldsymbol{K}_r^{-1}$$
(5.14)

Toutefois cet estimé est bruitée et la construction de la mosaïque, uniquement à partir de ces mesures, entraîne des discontinuités particulièrement visibles dans la mosaïque.

À partir de l'estimation précédente ou d'une initialisation via les mesures de télémétrie et l'homographie obtenue avec les appariements entre images l'estimation peut être faite par :

$$\widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^{k}}^{im} = \widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{mi}_{\mathfrak{r}}^{k-1}} \widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{i}_{\mathfrak{r}}^{k}\mathfrak{i}_{\mathfrak{r}}^{k-1}}^{-1} \tag{5.15}$$

Cette estimée permet d'avoir une bonne cohérence entre les images mais à long terme cet estimé va s'éloigner de la vraie valeur.

Le filtre complémentaire permet de combiner les 2 méthodes précédentes, il peut être vu sous la forme :

$$\widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{m}i_{\mathfrak{r}}^{k}} = k \, \widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{m}i_{\mathfrak{r}}^{k}}^{tm} + (1 - k) \widehat{\boldsymbol{H}}_{\mathfrak{m}i_{\mathfrak{r}}^{k}}^{im} \tag{5.16}$$

Ce type de filtre à gain constant est plus rapide à exécuté qu'un filtre de Kalman [Higgins 1975]. Il est parfois utilisé, sous différentes formes, pour l'estimation de l'attitude dans le calculateur de la centrale inertielle [Euston 2008; Mahony 2005]. Le gain k à été fixé empiriquement de manière à limiter les erreurs visibles au niveaux des transitions entre les images dans la mosaïque tout en évitant la dérive de la mosaïque à long termes liées aux erreurs sur les homographies relatives.

Les homographies sont définies à un facteur multiplicatif près (8 DDL), pour effectuer correctement l'opération précédente, les homographies doivent être normalisées. Pour cela, nous avons choisi de fixer le dernier coefficient de la matrice à 1. Cette solution, également adoptée par [Xing 2010; Heiner 2009], est très simple à mettre en œuvre. Dans notre configuration ce coefficient n'est

jamais proche de 0 si l'on suppose que la caméra filme le sol sans que l'horizon n'apparaisse. Une alternative fonctionnant sur tout type d'homographie serait d'imposer que le déterminant de la matrice soit 1.

Une alternative à ce filtre complémentaire, plus précise mais avec une complexité calculatoire plus importante, pourrait être d'utiliser un filtre de Kalman sur les homographies comme proposé dans [Caballero 2007].

### 5.1.5 Construction et visualisation de la mosaïque

La mosaïque doit être correctement localisée sur la carte, pour cela il est nécessaire de connaître le type de projection utilisé pour la carte.

Localement, la carte conserve les proportions des objets. Ainsi la transformation entre la mosaïque (sur le plan du sol) et la carte est une simple similitude. Les cartes utilisées utilisent une projection Mercator sphérique des coordonnées exprimées sur le géoïde WGS 84 (utilisé par le système GPS). Ce type de projection est utilisé par de nombreux systèmes de cartographie librement accessibles comme OpenStreetMap, Bing, ou GoogleMap. Les coordonnées d'un point 3D sont projetées sur le géoïde WGS 84 représentant la surface de la terre. Ces coordonnées sont ensuite projetées sur un cylindre vertical tangent à la sphère représentant la terre qui, une fois déplié, représente la carte. Une transformation particulière est appliquée aux coordonnées verticales de la carte afin de conserver les angles et les lignes droites. Cette rectification est considérée constante sur la superficie couverte par la mosaïque.

Les cartes utilisées peuvent potentiellement couvrir pratiquement l'ensemble du globe (à l'exception des pôles) ce qui représente une quantité de données considérables. Pour faciliter leur exploitation, la carte et la mosaïque sont calculées pour différentes résolutions, et chaque niveau de résolution est découpé en tuiles de 256 × 256 pixels. La résolution est doublée à chaque niveau, le premier niveau comporte une unique tuile, le second niveau 4 tuiles, le troisième niveau 16 tuiles etc. Cette architecture illustrée figure 5.6, constitue un arbre quaternaire (quadtree) [Samet 1983]. Elle est couramment utilisée pour les services de cartographie distribués (OpenStreetMap, BingMap, GoogleMap etc.). Elle permet de conserver différents niveaux de résolution en fonction sur l'ensemble de la carte et de charger uniquement la zone demandée à la bonne résolution.

Nous avons choisi d'utiliser ce procédé pour distribuer à la fois la mosaïque et la cartographie. La résolution de chaque image est calculée afin de correspondre à la résolution locale de la mosaïque pour un niveau de zoom juste supérieur à la résolution réelle de l'image. L'image une fois projetée est

<sup>1.</sup> WGS 84: World Geodetic System 1984

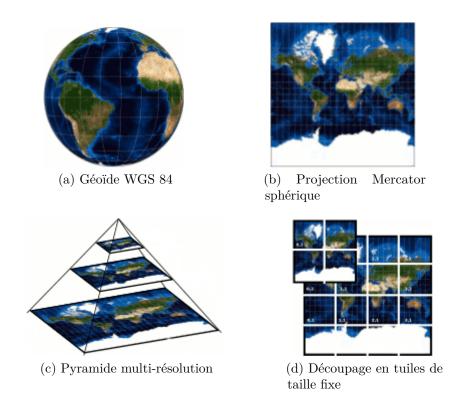


Figure 5.6 – Représentation de la carte sous forme de quadtree (source : maptiler.org (Klokan Petr Přidal) : http://www.maptiler.org/google-maps-coordinates-tile-bounds-projection/)

découpée en tuiles. Ces tuiles sont fusionnées avec les tuiles déjà existantes de la mosaïque. Finalement, les tuiles de résolution inférieure intersectant la zone modifiée sont générées à nouveau.

La carte et la mosaïque en cours de construction sont rendues disponibles via un serveur de cartographie qui fournit aux clients uniquement la carte de la zone demandée ainsi que la mosaïque correspondante qui est actualisée à chaque nouvelle image reçue.

### 5.1.6 Résultats

Le système de construction de mosaïque fonctionne aussi bien sur des drones de type multi-rotor que sur des voilures fixes. Les premières expérimentations ont été effectuées sur multi-rotor; les images ont été enregistrées à une fréquence de 10 Hz. La mosaïque a été reconstruite a posteriori et projetée sur un fond de carte issu de GoogleMap. La figure 5.7 permet de comparer les résultats de la reconstruction de mosaïque en utilisant uniquement les mesures de télémétrie et en utilisant l'optimisation globale de l'ensemble des homographies en tenant compte des appariements entre les images successives.





Figure 5.7 – Mosaïque utilisant uniquement les mesures de télémétrie (gauche) et avec optimisation globale (droite)

La figure 5.8 permet de comparer les résultats de la reconstruction de mosaïque en utilisant uniquement les mesures de télémétrie et en utilisant le filtre complémentaire.

Sur ces deux figures, lorsque seules les mesures de télémétrie sont utilisées, les images sont globalement projetées correctement sur la carte mais des incohérences sont clairement visibles à la frontière des images successives, en particulier au niveau des routes. Ces décalages sont liées à la précision de l'estimation de la position (précision GPS) et de l'attitude du drone. Ce vol s'est déroulé dans de très bonnes conditions (pas de vent, pas de mouvements brusques du drone etc.). Dans des conditions plus difficiles, le positionnement des images avec uniquement les données de télémétrie du drone est encore plus erroné. Comme le montre ces résultats, ainsi que les résultats préliminaires de [Gurtner 2009; Botterill 2010; Heiner 2009; Taylor 2008] les informations de télémétrie du mini-drone ne sont pas suffisamment précises pour la construction correcte d'une mosaïque.

L'utilisation des homographies estimées entre les images successives au travers de l'optimisation globale de l'ensemble des homographies ou l'utilisation du filtre complémentaire permet d'éliminer ou de fortement réduire les discontinuités entre les images.

La figure 5.9 présente un autre résultat de reconstruction cette fois ci réalisé en temps réel utilisant le filtre complémentaire. Ce test, réalisé avec un drone de type voilure fixe a permis la reconstruction de la mosaïque en temps réel sur une superficie de 100 hectares à partir de 975 images. Ici le fond de carte est une carte métier utilisée par les pompiers des landes . L'appareil est passé plusieurs fois sur les même zones écrasant de ce fait les images précédentes pour actualiser la mosaïque. Ce test démontre la faisabilité et l'efficacité de cette méthode sur une situation pratique avec un grand nombre d'images.





Figure 5.8 – Mosaïque utilisant uniquement les mesures de télémétrie (gauche) et avec le filtre complémentaire (droite)

# 5.2 Stabilisation d'images

### 5.2.1 Introduction et bibliographie

L'acquisition d'images à main levée ou à partir d'un véhicule en mouvement donne lieu à des images instables difficiles à regarder et à interpréter. Les mouvements du porteur se distinguent en fonction de leur amplitude et leur fréquence. D'une part, on observe des mouvements d'amplitude importante qui sont généralement lents, ces mouvements sont d'une amplitude telle que l'objet que l'on cherche à observer sort du cadre de l'image. D'autre part, des mouvements plus rapides sont présents, mais dont l'amplitude est faible afin que l'objectif reste dans le cadre de l'image. Enfin la présence de mouvements très rapides mais généralement de faible amplitude qui sont assimilables à des vibrations, perturbent l'acquisition de l'image. Ces mouvements font évoluer la position ou l'orientation de la caméra pendant l'exposition de l'image et créent du flou ou des artefacts liés à l'acquisition entrelacée ou séquentielle (rolling shutter) de l'image.

#### Solutions mécaniques

De nombreuses techniques de stabilisation ont été développées pour éliminer ces mouvements parasites. Les premières approches concernent une stabilisation mécanique active de la caméra. Il s'agit en général d'une tourelle servant à la fois à orienter la caméra dans la direction désirée et à compenser les mouvements du porteur pour maintenir la caméra dans cette direction. Ces systèmes mécaniques sont lourds et encombrants et ne peuvent pas suivre des mouvements très rapides, mais ils sont la seule solution pour pallier des mouvements importants qui, sans cette compensation, emmèneraient l'objectif en dehors du cadre de l'image.

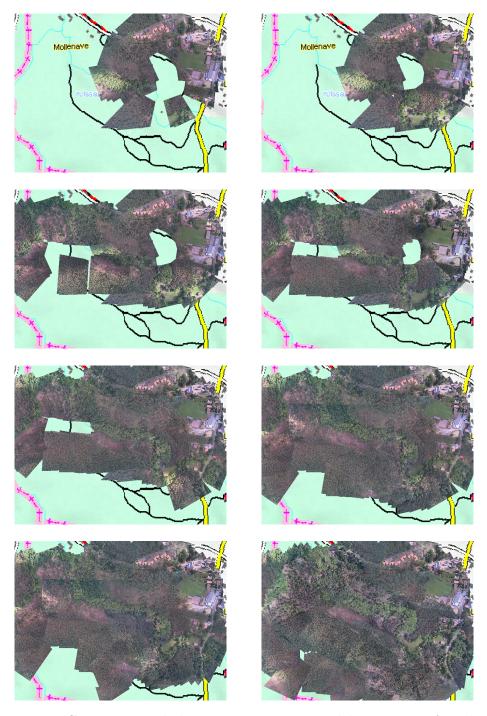


Figure 5.9 – Construction de la mosaïque en temps réel sur une surface de  $100~{\rm hectares}$ 

Les mouvements de faibles amplitudes mais haute fréquence comme les vibrations peuvent également être compensés mécaniquement. Une approche passive consiste à isoler la caméra du porteur avec des silent-blocs ou des systèmes d'amortissement équivalents. Ce type de matériel est très efficace contre les vibrations haute fréquence et ne comporte aucune partie électronique. L'amortissement est d'autant plus important que le poids du système à isoler est important ce qui est très limitant pour des caméras miniatures. Les vibrations et mouvements de faibles amplitudes peuvent également être compensés de manière active grâce à des micro-moteurs. Ce type d'amortissement est généralement intégré à la caméra sous la forme d'une stabilisation optique. Afin d'être suffisamment rapide pour compenser les vibrations, les éléments mécaniques à déplacer sont très légers. Ainsi, la stabilisation est effectuée soit au niveau du capteur qui est déplacé par des moteurs piézoélectriques pour compenser les mouvements parasites, soit au niveau de l'optique par le déplacement d'un groupe de lentilles pour compenser les vibrations [Sachs 2007]. Ces systèmes permettent de réduire le flou de bougé sur les appareils photo ou smartphones, en particulier lorsque le temps d'exposition est important.

#### Solutions logicielles

La stabilisation de l'image peut également s'effectuer de manière logicielle. Le principe consiste à transformer chaque image pour pouvoir la superposer à la précédente et ainsi compenser le mouvement de la caméra. Pour cela, il faut d'une part que l'amplitude du mouvement soit suffisamment faible pour que l'objectif reste dans le cadre de l'image et d'autre part que le mouvement soit suffisamment lent vis-à-vis du temps d'exposition pour ne pas créer de flou dans l'image. Ainsi, la stabilisation numérique seule ne permet pas de compenser tous les types de mouvement mais elle couvre une large gamme de fréquence et d'amplitude de mouvements qui sont difficilement traitables par les solutions mécaniques. La stabilisation numérique des images est particulièrement pertinente dans le cadre des mini-drones puisque elle permet de se passer d'un système mécanique et donc de gagner du poids et de la place lors de la conception du drone. Les différentes solutions sont présentées dans le tableau 5.1. Des techniques de restauration d'images peuvent être mises en place lorsqu'un mouvement a eu lieu pendant le temps d'acquisition de l'image [Joshi 2010]. Il ne s'agit plus de stabilisation d'images mais plutôt de technique de restauration (dé-floutage, dé-bruitage, super-résolution). Ces méthodes sont généralement très coûteuses en temps de calcul et sont rarement utilisées pour le traitement d'une vidéo.

	BF - HA	MF - MA	HF - BA
Stab. mécanique active	+++	+	-
Stab. numérique	-	+++	+
Stab. mécanique passive ou micro-mécanique	-	+	+++

Tableau 5.1 – Différentes méthodes de stabilisation de la vidéo en fonction de la fréquence (F) et de l'amplitude (A) des perturbations : basse (B), moyenne (M) ou hautes (H)

La stabilisation vidéo comporte 3 étapes principales : l'estimation du mouvement de la caméra, le lissage du mouvement et la reconstruction de la vidéo stabilisée.

L'estimation du mouvement se fait soit en s'appuyant sur le contenu de l'image, soit avec des capteurs supplémentaires comme des gyromètres attachés à la caméra. [Rawat 2011] présente un aperçu des techniques actuelles se fondant uniquement sur le contenu de l'image pour estimer le mouvement. Ces méthodes sont similaires à l'estimation de la transformation entre les images utilisée pour la construction de mosaïques ou de panoramas [Szeliski 2006]. On retrouve d'une part les méthodes reposant sur l'alignement direct des pixels à partir du gradient de l'image (flot optique appliqué de manière plus ou moins dense); et d'autre part, les méthodes fondées sur la description de points d'intérêt. Par exemple dans le cadre de la stabilisation de vidéos aériennes [Walha 2013] s'appuie sur l'appariement de points d'intérêt SIFT pour l'estimation du mouvement entre les images successives.

L'utilisation de capteurs externes comme les gyromètres pour l'estimation du mouvement n'est pas encore très répandue du fait des contraintes d'intégration avec la caméra (synchronisation, interface avec le calculateur etc.) [Karpenko 2011] propose d'effectuer la stabilisation de vidéo sur smartphone. Le mouvement de la caméra est directement estimé par le gyromètre ce qui permet d'effectuer la stabilisation en temps réel. La méthode proposée permet également d'éliminer les artefacts d'acquisition de l'image liés au rolling shutter de la caméra. [Albrecht 2010] propose d'effectuer la stabilisation d'images omnidirectionnelles en utilisant l'attitude estimée par une centrale inertielle.

### 5.2.2 Principe et architecture

La méthode proposée consiste à exploiter l'IMU calibrée avec les méthodes du chapitre 4 pour estimer l'orientation de la caméra puis de projeter chaque image de la vidéo sur une sphère dans l'orientation estimée. La vidéo est visualisée par

une caméra virtuelle située au centre de la sphère. Ainsi ce système permet à la fois de stabiliser de manière robuste la vidéo, indépendamment de son contenu et d'immerger l'opérateur dans la scène puisque ce dernier à la possibilité de zoomer et de se déplacer dans la scène indépendamment des mouvements de la caméra.

#### 5.2.3 Estimation de l'attitude

L'attitude de la centrale inertielle est estimée avec un filtre complémentaire. Pour cela, l'attitude courante est prédite à partir de l'attitude estimée à l'instant précédent et de la rotation entre les instants de prise des 2 images  $\widehat{R}^g_{a^k_l a^{k-1}_l}$  obtenue en intégrant les mesures du gyromètre (cf équations (4.12) et (4.13)).

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{t}^{k}\mathfrak{n}}^{g} = \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{t}^{k}\mathfrak{a}_{t}^{k-1}}^{g} \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{t}^{k-1}\mathfrak{n}}$$
 (5.17)

Cette estimation se base uniquement sur les gyromètres. Elle dérive donc au cours du temps à cause du bruit de mesure qui est systématiquement intégré et crée un biais qui s'accumule au cours du temps. Elle serait néanmoins suffisante pour effectuer de la stabilisation vidéo puisque dans ce cas, les mouvements de grandes amplitudes sont compensés, mais les mouvements basses fréquences sont conservés afin de suivre le mouvement global de la caméra. Dans notre cas, nous souhaitons permettre à l'opérateur d'observer une direction donnée indépendamment de l'orientation de la caméra. Pour cela, l'attitude estimée ne doit pas dériver au cours du temps.

Lorsque la centrale inertielle est immobile, il est possible d'en estimer l'attitude à partir des accéléromètres et de magnétomètres. Le vecteur d'accélération rectifié (après calibration) est utilisé comme référence pour la verticale. A partir de cette référence, le vecteur magnétique rectifié est utilisé comme référence pour le nord. Ces 2 vecteurs permettent de reconstruire les 3 vecteurs du trièdre du repère navigation exprimés dans le repère de l'IMU et ainsi retrouver l'orientation de la centrale. La matrice de rotation  $\widehat{R}^a_{\mathfrak{a}^k_t\mathfrak{n}} = \left[\begin{array}{cc} x^{\mathfrak{a}^k_t} & y^{\mathfrak{a}^k_t} & z^{\mathfrak{a}^k_t} \\ z^{\mathfrak{a}^k_t} & \end{array}\right]$  est construite par

$$z_{\mathbf{n}}^{\mathbf{a}_{\mathbf{t}}^{\mathbf{k}}} = \frac{\widehat{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathbf{a}_{\mathbf{t}}}}{\|\widehat{\boldsymbol{a}}_{k}^{\mathbf{a}_{\mathbf{t}}}\|} \tag{5.18}$$

$$y_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} = \frac{z_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} \wedge \widehat{\boldsymbol{m}}_{k}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}}}{\left\| z_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} \wedge \widehat{\boldsymbol{m}}_{k}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}} \right\|}$$
(5.19)

$$x_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} = y_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} \wedge z_{\mathfrak{n}}^{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}} \tag{5.20}$$

Cette estimation n'est valable que lorsque la centrale inertielle est immobile. Lors de mouvements ou de vibrations, la rotation estimée est donc bruitée. On peut toute fois supposer que sur un mini-drone à voilure tournante ou lors de manipulation à main levée, les accélérations subies par la centrale inertielle sont à moyenne nulle. Ainsi cette rotation  $\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{a}$  est considérée correcte mais fortement bruitée. Cette mesure est exploitée à long terme afin d'éviter la dérive de l'estimé.

Un filtre complémentaire est mis en place afin de fusionner ces deux estimés. Différentes versions de ce filtre sur les rotations sont détaillées dans [Mahony 2005]. La version proposée prend la forme suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}} = \operatorname{expm}^{\wedge} \left( \alpha \operatorname{logm}^{\vee} \left( \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{a} \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{g^{\top}} \right) \right) \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{g}$$
(5.21)

$$= \left(\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{a}\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{g\top}\right)^{\alpha}\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}_{\mathfrak{t}}^{k}\mathfrak{n}}^{g} \tag{5.22}$$

Le paramètre  $\alpha$  entre 0 et 1 permet de moduler la confiance que l'on accorde à la prédiction des gyromètres ou à l'estimation des accéléromètres et magnétomètres. Ce filtrage a été implémenté efficacement en représentant les rotations sous la forme de quaternions et en utilisant les méthodes d'interpolation des quaternions SLERP  $^2$  (voir [Shoemake 1985; Dam 1998]).

### 5.2.4 Caméra grand angle, projection sur une sphère

L'orientation réelle de la caméra est obtenue à partir de l'orientation de la centrale inertielle et du changement de repère IMU caméra :

$$\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{c}^{k}\mathfrak{n}} = \widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{c}^{k}\mathfrak{a}^{k}_{*}}\widehat{\boldsymbol{R}}_{\mathfrak{a}^{k}_{*}\mathfrak{n}} \tag{5.23}$$

Ainsi puisque la caméra est calibrée, il est possible de connaître la direction d'arrivée de chacun des pixels de l'image. Cette dernière est projetée sur une sphère de manière à ce qu'une caméra virtuelle puisse observer la scène. De cette manière, l'image est naturellement stabilisée et l'opérateur peut à sa guise observer dans la direction qu'il souhaite.

# 5.2.5 Implémentation et résultats

Le programme mis en place utilise l'accélération matérielle de la carte graphique pour effectuer le rendu (via OpenGL) ce qui permet une utilisation en temps réel consommant très peu de CPU (35% d'un CPU sur un processeur Inter Core 2 Duo P8400, avec GPU AMD/ATI Mobility Radeon HD 3470). La figure 5.10b montre comment l'image originale 5.10a est projetée dans son intégralité sur la sphère unité en fonction de l'orientation de la caméra.

<sup>2.</sup> Spherical Linear Quaternion Interpolation



Figure 5.10 – (a) image originale et (b) projection de cette image sur la sphère unité d'après l'orientation de la caméra et les paramètres de calibration.

Le rendu de l'image pour l'opérateur et la stabilisation se fait naturellement en plaçant virtuellement une caméra au centre de la sphère. Ainsi l'opérateur observe un flux vidéo stabilisé, sans distorsion de l'image, et à la possibilité de déplacer la caméra virtuelle dans n'importe quelle direction ou de zoomer dans l'image, indépendamment des mouvements de la caméra réelle. La figure 5.11 montre la même image observée selon différents points de vue ce qui permet à l'opérateur d'avoir soit une vue d'ensemble de la scène soit d'observer plus en détail dans une direction particulière. Bien sur, le rendu n'est possible que si la direction visée par l'opérateur est dans le champ de vision de la caméra; c'est pourquoi cette méthode est particulièrement bien adaptée aux caméras grand angle dans le cas de mouvements importants de la caméra.

La figure 5.12 montre quelques images d'une vidéo de test pour laquelle la caméra subit des mouvements rapides et de grandes amplitudes. Des croix rouges sont ajoutées dans l'image afin de mieux visualiser l'effet de la stabilisation. Dans ces conditions difficiles, la stabilisation reste précise à quelques pixels près.

Contrairement aux méthodes de stabilisation numérique se fondant sur le contenu de l'image pour estimer le mouvement, la solution proposée utilise uniquement l'orientation estimée par la centrale inertielle. Elle est donc insensible à des variations importantes de luminosité, des zones uniformes avec peu de points d'intérêt comme le ciel, des images floues ou dégradées à cause d'une mauvaise transmission ou des éléments mobiles dans la scène. D'autre part, la calibration de la caméra permet de corriger les distorsions de l'image. Sans cette calibration, les méthodes de stabilisation s'apuyant sur le contenu de l'image échouent ou créent des mouvements parasites sur la vidéo stabilisée, en particulier sur une caméra grand angle.

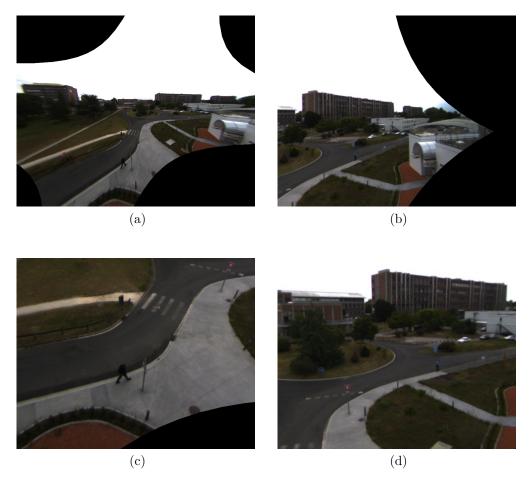


Figure 5.11 – Vues d'une même image projetée sur la sphère unité depuis une caméra virtuelle positionnée dans différentes orientations et pour différents niveaux de zoom.

La méthode proposée est toutefois limitée dans le cas d'une caméra avec un faible champ de vision : comme toutes les méthodes de stabilisation numérique, si la direction à observer n'est pas couverte par la caméra à cause de mouvements parasites importants, les bords de l'image apparaissent. D'autre part, la précision de la stabilisation est également limitée par la précision de la centrale inertielle et de l'ensemble de la chaîne de calibration. Ainsi pour des caméras hautes résolutions ou avec un champ de vision restreint (zoom), des déplacements de quelques pixels sont présents dans l'image. Pour éviter ce problème de précision, l'estimation du mouvement pourrait être raffinée en se basant sur le contenu de l'image comme l'ont proposé [Albrecht 2010; Hwangbo 2009].

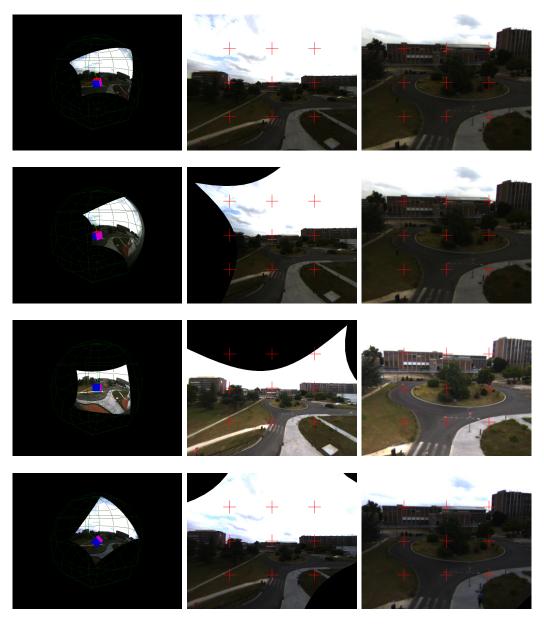


Figure 5.12 – Projection de l'image sur la sphère unité et vues de la caméra virtuelle (grand angle ou zoomée). Des croix rouges sont ajoutées à des positions fixes sur la caméra virtuelle pour mieux évaluer les mouvements de la scène par rapport à la caméra virtuelle.

# Conclusion et perspectives

Les travaux de thèse présentées dans ce mémoire traitent de la calibration et de l'intégration sur mini-drone d'une centrale inertielle et d'une caméra. Cette étude comprend à la fois les aspects matériels, la calibration des capteurs et le traitement des mesures afin de démontrer les possibilités offertes par ce type de systèmes.

Ce type d'intégration nécessite une maitrise des capteurs utilisés, tant au niveau de la centrale inertielle, de la caméra ainsi que de la synchronisation des mesures. Le matériel répondant à ces contraintes a été sélectionné pour cette étude. Le chapitre 3 détaille les deux types d'architectures qui ont été étudiées. Dans un premier cas, une caméra grand public est utilisée. Elle ne dispose pas de moyen de contrôle et de synchronisation et nécessite la mise en place d'une solution permettant d'estimer le délai entre les références de temps IMU et image. Dans un second cas, l'architecture présentée utilise une caméra industrielle ce qui permet un contrôle précis de la caméra ainsi que de la synchronisation des prises de vue avec la centrale inertielle.

Une méthode de calibration complète de l'ensemble des capteurs inertiels et caméra a été présentée au chapitre 4. Après une analyse des techniques existantes de la littérature, une méthode permettant la calibration statique complète des capteurs inertiels et magnétique a été proposée. Contrairement à la plupart des approches classiques, cette méthode ne nécessite aucun matériel externe et permet la calibration des rotations entre les repères des différents capteurs. D'autre part, dans un système très compact comme un mini-drone, les organes de puissance et les câbles électriques génèrent des perturbations magnétiques qui varient au cours du temps. Ces perturbations dynamiques ne sont pas prises en compte par les méthodes de la littérature. La méthode proposée consiste à modéliser ces perturbations à partir des informations sur l'état des différents modules du drone. La rectification est menée en 2 étapes : tout d'abord les paramètres du modèle sont estimés à partir de mesures de calibration et enfin,

les perturbations sont dynamiquement estimées et compensées en temps réel en fonction de l'état du drone. L'originalité de la méthode réside entre autres en l'utilisation d'informations indirectes comme les commandes moteur pour modéliser et compenser dynamiquement les perturbations magnétiques générées. Cette approche a été validée sur des données réelles issues d'un mini-drone. Elle permet une amélioration significative de la qualité de l'estimation du champ magnétique. Enfin, la rotation entre le repère caméra et le repère de l'IMU a également été estimée afin d'obtenir un ensemble de mesures cohérentes entre elles. Ces méthodes de calibration ont été testées à la fois sur des simulations et sur des données réelles.

Finalement, deux applications ont été proposées et détaillées dans le chapitre 5. La première concerne la reconstruction de mosaïques d'images en temps réel. Pour cela les images obtenues par le mini-drone sont transmises au sol et projetées sur une carte pour former une mosaïque. Cette reconstruction en temps réel est rendue possible grâce à l'utilisation des informations de la centrale inertielle et du GPS du drone. Cette application a été testée et utilisée notamment par les pompiers des landes dans le cadre du projet STaFF® visant à aider à la lutte contre les feux de forêt. La seconde application concerne la stabilisation en temps réel de la vidéo obtenue par la caméra. Pour cela le mouvement de rotation effectué par la caméra est estimé à partir de la centrale inertielle. Chaque image est alors transformée pour éliminer les mouvements parasites. Contrairement aux méthodes de stabilisation fondées sur l'estimation du mouvement dans l'image, la solution proposée nécessite une charge de calcul très faible et fonctionne indépendamment du contenu de l'image. Elle est donc naturellement robuste à des images de mauvaise qualité (flou, brouillard, erreur de transmission, etc.), ou à la présence d'éléments mobiles dans la scène. De plus, l'utilisation d'une optique grand angle permet la conception d'une tourelle virtuelle : l'opérateur peut ainsi regarder dans toutes les directions indépendamment de l'orientation du drone. Ce type de tourelle entièrement numérique nécessite une caméra avec une résolution plus importante que dans le cas d'une tourelle mécanique, mais est beaucoup plus compacte, robuste et légère (pas de partie mobile).

Diverses perspectives se dégagent de ces travaux. Nous avons proposé une chaîne complète du matériel à l'exploitation des informations utilisant les composants disponibles actuellement. Les progrès en terme de capacité de calcul et de qualité de capteurs devraient permettre à l'avenir d'étendre les modèles utilisés en intégrant plus de paramètres et des calculs plus complexes. Plusieurs améliorations sont envisageables sur l'architecture développée. D'une part, lors de la calibration, certains paramètres ne sont pas pris en considération par la méthode proposée comme la dérive en température du biais du gyromètre et

de l'accéléromètre, ou la sensibilité du gyromètre aux accélérations, toutefois certains de ces paramètres sont difficiles à estimer sans équipement supplémentaire (enceinte climatique par exemple). D'autre part, l'algorithme d'estimation de l'attitude de l'IMU peut être amélioré, notamment avec une méthode de filtrage plus élaborée que le filtrage complémentaire. La mise en place d'un filtre de Kalman adapté à ce problème permettrait par exemple de prenant en compte la dérive du biais gyromètre ainsi que l'incertitude sur les mesures des différents capteurs. Concernant les perturbations magnétiques, l'utilisation d'un modèle de perturbation plus poussé prenant en compte la dynamique du système permettrait de mieux compenser les perturbations pendant les phases transitoires correspondant, par exemple, à la mise sous tension d'un équipement, ou au changement de régime d'un moteur. Comme évoqué en section 4.4, la calibration du changement de repère entre l'IMU et la caméra peut être amélioré en prenant en compte les mouvements de translation effectué par l'opérateur durant la calibration. Enfin, pour encore améliorer la stabilisation d'images, un suivi de points d'intérêt dans l'image guidé par l'IMU peut permettre de parfaire les résultats en particulier dans le cas de caméras haute résolution. La difficulté dans ce cas serait de s'assurer de la fiabilité et de rapidité de l'alignement visuel, ce qui est grandement facilité par les estimés relativement précis (étant donnée la qualité des capteurs) obtenus par l'IMU seule. Pour la construction de la mosaïque d'images, la méthode proposée se basant sur une estimation globale peut être améliorée pour être robuste à des appariements entre image erronés. Pour cela, des mesures d'appariement entre images additionnelles doivent être ajoutées entre des images non consécutives afin de densifier le graphe de facteurs. Ces nouvelles mesures ajoutent de la redondance au problème et ainsi il est possible de détecter et d'éliminer des appariements aberrants. D'autre part, l'utilisation d'estimateurs robuste utilisant par exemple une norme L2-L1 peut permettre de réduire l'impact d'une mesure erronée sur les résultats.

D'un point de vue plus applicatif, les démonstrateurs développés offrent de nouvelles perspectives quant à l'utilisation conjointe des capteurs du drone. La compensation des perturbations magnétiques créées par le drone ouvre la voie à la conception de systèmes drone plus compacts utilisant correctement le magnétomètre. La méthode de calibration proposée donne la possibilité à des utilisateurs non équipés de calibrer les principaux paramètres d'une centrale inertielle MEMS intégrée dans le système final et sur le terrain. L'hybridation de la centrale inertielle et de la caméra proposée permet de réduire la charge de calcul et d'augmenter la robustesse dans les applications présentées par rapport aux algorithmes uniquement basés sur la vision. Ce type d'hybridation est donc un atout capital pour les applications temps réel. Au-delà même du

cadre des mini-drones, l'intégration de centrales inertielles dans les équipements audio-visuels grand public (smartphone, caméra, appareil photo) devient systématique. Pourtant leur utilisation pour les applications nécessitant un traitement d'images en temps réel reste limité, en particulier par l'absence de calibration conjointe de l'ensemble des capteurs. En répondant à cette problématique, de nouvelles perspectives d'utilisation sont envisageables sur ces équipements afin de réduire le coût calculatoire et donc la consommation de ces systèmes.

### Contexte de la thèse

Ce document présente les résultats de la thèse que j'ai réalisé depuis mars 2011 au sein du laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système (IMS) et de l'entreprise Fly-n-Sense. Cette thèse s'est déroulée dans le cadre d'une Convention Industrielle de Formation par la Recherche (CIFRE) entre l'entreprise, le laboratoire et l'Association Nationale de la Recherche et de la Technologie (ANRT). Elle est encadrée par Yannick Berthoumieu, Rémi Mégret et Audrey Giremus pour l'IMS et par Christophe Mazel et Thierry Décamps pour Fly-n-Sense. Cette thèse est rattachée à École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur (ED SPI) de l'Université de Bordeaux (ED 209). Voici une courte description du laboratoire d'accueil et de l'entreprise.



Figure A.1 – Logo de L'ANRT (à gauche) et des conventions CIFRE (à droite).

Le laboratoire IMS Le laboratoire IMS développe des actions de recherche originales dans le domaine des sciences et de l'ingénierie des systèmes. Sous tutelle de l'Université de Bordeaux, de l'Institut Polytechnique de Bordeaux (IPB) et du Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), le laboratoire IMS est parfaitement intégré dans le campus Bordelais. Il comporte 400 collaborateurs dont 170 chercheurs et autant de doctorants répartis selon 4 pôles scientifiques :

- Les systèmes et leurs interactions
- Du système au système de systèmes
- Du composant au système
- Du matériau au composant

Chaque pôle est lui même subdivisé en deux ou trois groupes; cette thèse s'effectue au sein du groupe signal du pôle "du système au système de systèmes". Ce groupe s'intéresse à de nombreuse méthodes de traitement du signal et des images notamment : les modèles stochastiques n-D et les méthodes d'estimation associées, les méthodes de détection et d'estimation pour les systèmes de télécommunication et de localisation, et l'analyse d'images et de volumes texturés.









Figure A.2 – De gauche à droite, le logo du CNRS, de l'IMS, de l'ENSEIRB-MATMECA et de l'Université de Bordeaux.

L'entreprise Fly-n-Sense La société Fly-n-Sense conçoit et fabrique des systèmes drones de petite dimension. Créée en 2008, elle emploie actuellement 14 salariés. Elle est basée dans les locaux de Bordeaux Technowest, au cœur du centre d'activité Bordeaux Aéroparc à Mérignac. Depuis sa création, elle a créée plusieurs types de mini drones à voilure fixe (type avion) ou à voilure tournante (type multi-rotors). Initialement spécialisé dans le système embarqué, Fly-n-Sense a développé son propre auto-pilote et intégré ses propres capteurs. Au-delà du vecteur aérien et de son système embarqué (capteurs, auto-pilote etc.), Fly-n-Sense intègre une large gamme de capteurs et de charges utiles permettant de répondre à une grande variété de missions industrielles, environnementales ou liées à la sécurité (surveillance, cartographie, mesures, inspection etc.). Toujours à la recherche de plus d'autonomie, de flexibilité d'utilisation et de robustesse, l'équipe de recherche et développement travaille activement à l'amélioration et la miniaturisation de ces systèmes.



Figure A.3 – Logos de Fly-n-Sense (en haut), de Bordeaux Technowest (à gauche) et de Bordeaux Aéroparc (à droite).

# Calibration géométrique de la caméra

# B.1 Calibration géométrique de la caméra

Une caméra est composée d'un système optique, l'objectif, et d'un système d'acquisition, le capteur. La scène observée est projetée sur le capteur au travers de l'objectif. À cause de cette projection, deux points situés sur le même rayon incident mais à des distances différentes seront projetés au même point sur le capteur. Ainsi, il n'est pas possible de déterminer la taille de la scène observée avec une seule image.

La position dans l'image du point  $\boldsymbol{p}^{\mathfrak{i}}=\begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^{\top}$  (noté en coordonnées homogènes) image du point de la scène  $\boldsymbol{p}^{\mathfrak{n}}=\begin{bmatrix} x & y & z & 1 \end{bmatrix}^{\top}$  peut s'exprimer en 2 étapes :

— un changement de repère pour se placer dans le repère de la caméra

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cn} & \mathbf{n}^c \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$
(B.1)

$$p^{\mathfrak{c}} = \mathcal{T}_{\mathfrak{cn}}(p^{\mathfrak{n}}, R_{\mathfrak{cn}}, \mathfrak{n}^{\mathfrak{c}}) = T_{\mathfrak{cn}}p^{\mathfrak{n}}$$
 (B.2)

avec  $\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}} = \begin{bmatrix} x_c & y_c & z_c & 1 \end{bmatrix}^{\top}$  les coordonnées de  $\boldsymbol{p}$  dans le repère caméra;  $\boldsymbol{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}$  la matrice de rotation permettant de passer de l'orientation du repère  $\mathfrak{n}$  a celle du repère  $\mathfrak{c}$ ;  $\mathfrak{n}^{\mathfrak{c}}$  les coordonnées du point  $\mathfrak{n}$ , origine du repère de navigation, exprimées dans le repère caméra tel que l'illustré la figure B.1 (on peut remarquer que  $\mathfrak{n}^{\mathfrak{c}} = -\boldsymbol{R}_{\mathfrak{c}\mathfrak{n}}\mathfrak{c}^{\mathfrak{n}}$ ).

— une projection  $\Pi$  sur le plan image de la caméra. Cette projection peut être décomposée en 3 fonctions :

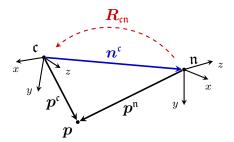


Figure B.1 – Relations entre le repère de navigation et le repère caméra

$$\boldsymbol{p}^{i} = \underbrace{(\mathcal{K} \circ \mathcal{D} \circ \mathcal{P})}_{\Pi} (\boldsymbol{p}^{c})$$
 (B.3)

 $\mathcal{P}$  est une fonction de projection,  $\mathcal{D}$  une fonction permettant de corriger les distorsions liées à l'optique non prise en compte par la projection et  $\mathcal{K}$  représente une transformation affine liée à la numérisation du capteur. Cette modélisation de la formation d'image est très générique, elle permet d'englober de nombreux modèles que ce soit pour des caméras perspectives, fish-eye ou omnidirectionnelles comme le souligne [Kannala 2008]. La projection  $\Pi$  est intrinsèque à la caméra, elle peut être estimée une fois pour toutes lors d'une étape de calibration.

Plusieurs modèles de calibration sont disponibles ainsi que les bibliothèques de calibration [Bouguet 2008; Scaramuzza 2006; Kannala 2006; Mei 2007; Barreto 2009; Geiger 2012] etc. C'est le modèle de [Bouguet 2008], très largement répandu qui est utilisé pour la calibration de la caméra grand angle et le modèle de [Mei 2007] pour la caméra fish-eye. Ces 2 outils de calibrations ont été choisis car ils sont bien adaptés aux caméras utilisées et facilement intégrables dans les applications visées (la méthode de [Bouguet 2008] est implémentée dans la librairie OpenCV, et [Mei 2007] fournit le code matlab et en langage C pour appliquer les calculs nécessaires à la projection des rayons lumineux).

### B.1.1 Modèle de projection perspective

Les caméras sont généralement modélisées par un modèle sténopé (ou pinhole). Pour les objectifs ayant une ouverture faible il constitue une bonne approximation du modèle physique de la caméra, c'est pourquoi il est couramment utilisé en vision par ordinateur. Il s'agit d'un modèle de projection centrale : tous les rayons lumineux entrant par l'objectif de la caméra passant par un point unique, le centre optique, avant d'aller se projeter sur le capteur placé à une distance f de ce point. f représente la focale de la caméra, c'est ce paramètre et la taille du capteur qui définissent l'angle d'ouverture de la caméra (son champ de vision). Pour un capteur de taille  $L_x \times L_y$ , le champ de vision

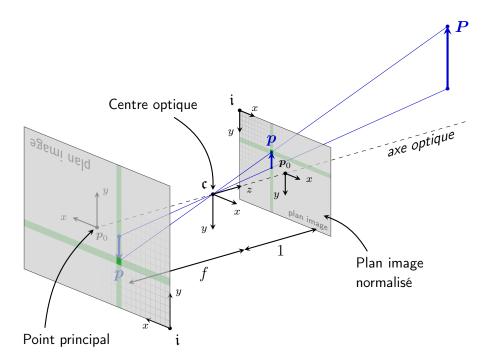


Figure B.2 – Modèle de caméra sténopé sans distorsion

horizontal et vertical de la caméra est respectivement de  $\alpha_h = 2 \arctan\left(\frac{L_x}{2f}\right)$  et  $\alpha_v = 2 \arctan\left(\frac{L_y}{2f}\right)$ .

Comme illustré figure B.2, la projection de l'image sur le plan capteur est équivalente à la projection sur un plan image normalisé à une distance focale unité. Le plan image normalisé est réduit d'un facteur f par rapport à la taille réelle du capteur.  $\mathbf{p}^{\mathfrak{c}_n} = \begin{bmatrix} x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}}$  la projection de  $\mathbf{p}^{\mathfrak{c}}$  sur le plan image normalisée est donné par :

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ 1 \end{bmatrix} \propto z_c \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{R}} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}$$
(B.4)

$$\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{n}}} = \mathcal{P}_{n}\left(\boldsymbol{P}^{\mathfrak{c}}\right) \propto \boldsymbol{P}_{n}\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}}$$
 (B.5)

La fonction de projection  $\mathcal{P}_n$  n'est pas inversible sans une information supplémentaire : la distance à laquelle est placé le point  $p^{\mathfrak{c}}$ .

# B.1.2 Distorsions de l'image

Le modèle de projection perspective n'est généralement respecté qu'au centre de l'image. La plupart des objectifs introduisent des déformations de plus en plus visibles lorsque l'on s'approche des bords de l'image. Dans le

modèle de [Bouguet 2008], les coordonnées du point  $p^{c_0}$  prenant en prendre en compte ces déformations par rapport au modèle sténopé idéal sont obtenues par une transformation non linéaire des coordonnées dans le plan image normalisé :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} \underbrace{(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6)}_{\text{distorsion radiale}} + \underbrace{\begin{bmatrix} 2t_1 xy + t_2(r^2 + 2x^2) \\ 2t_2 xy + t_1(r^2 + 2y^2) \end{bmatrix}}_{\text{distortion tangentielle}}$$
(B.6)

$$\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{d}}} = \mathcal{D}(\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{n}}}, \boldsymbol{\vartheta})$$
 (B.7)

avec  $r=\sqrt{x_n^2+y_n^2}$  et  $\boldsymbol{\vartheta}=\left[\begin{array}{cccc}k_1 & k_2 & t_1 & t_2 & k_3\end{array}\right]^{\top}$  les paramètres de distorsion radiale et tangentielle.

#### B.1.3 Numérisation

L'image est numérisée par une matrice de pixels représentant le capteur. En notant  $l_x \times l_y$  la taille d'un pixel, les facteurs d'échelle à appliquer respectivement sur chacun des axes pour passer des grandeurs métriques dans le plan image normalisé aux mesures en pixels sont  $f_x = f/l_x$  et  $f_y = f/l_y$ . Enfin, l'origine du capteur est excentrée par rapport à l'axe optique, soit  $\boldsymbol{p}_0^i = \begin{bmatrix} u_0 & v_0 & 1 \end{bmatrix}^\top$  les coordonnées en pixels du point principal (par lequel passe l'axe optique) dans l'image (voir figure B.3). La transformation affine résultante, qui permet de passer des coordonnées dans le plan image normalisé aux coordonnées en pixels dans l'image, est donnée par :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} f_x & s & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{K} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \end{bmatrix}$$
 (B.8)

$$\mathbf{p}^{i} = \mathcal{K}(\mathbf{p}^{c_{0}}, f_{x}, f_{y}, s, u_{0}, v_{0}) = \mathbf{K}\mathbf{p}^{c_{0}}$$
(B.9)

Un facteur supplémentaire hors diagonal  $s=f_x\tan\alpha$  (ou l'angle  $\alpha$  représente l'erreur d'orthogonalité entre les axes du capteur) est ajouté si les axes du capteur ne sont pas parfaitement orthogonaux. Cette transformation est illustrée figure B.3. Sur la plupart des caméras les pixels sont pratiquement carrés (i.e.  $l_x \approx l_y$  donc  $f_x \approx f_y$ ), les axes du capteur sont orthogonaux (i.e.  $s \approx \alpha \approx 0$ ), et le point principal  $p_0^i$  est proche du centre de l'image.

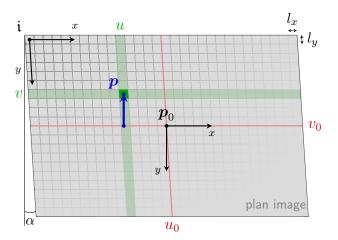


Figure B.3 – Plan image normalisée et coordonnées pixel de l'image

### B.1.4 Caméra fish-eye

Le modèle de projection perspective ne s'applique pas à des caméras avec un très grand angle de vue (proche ou au-delà de 180°) comme les caméras fish-eye ou omnidirectionnelles. Pour ce type de caméra, un modèle de projection unifié a été proposé par [Barreto 2001; Geyer 2000] et discuté pour différents types de caméra par [Mei 2007], il sera noté  $\mathcal{P}_{n'}$  Cette projection consiste en 3 étapes :

1. Projeter le point caméra  $p^{c}$  sur la sphère unité, cette projection est non inversible :

$$\mathbf{p}^{c_s} = \mathcal{P}_s\left(\mathbf{p}^{c}\right) = \frac{\mathbf{p}^{c}}{\|\mathbf{p}^{c}\|}$$
 (B.10)

2. Effectuer un changement de repère et exprimer les coordonnées de p dans un repère  $\mathfrak{c}'_{\mathfrak{s}}$  décalé selon l'axe z de  $\xi$  du repère  $\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}$ :

$$\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}'_{\mathfrak{s}}} = \mathcal{T}_{\mathfrak{c}'_{\mathfrak{s}}\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}} \left( \boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}}, \boldsymbol{I}_{3}, \begin{bmatrix} 0 & 0 & \xi & 0 \end{bmatrix}^{\top} \right) = \boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}_{\mathfrak{s}}} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \xi \\ 0 \end{bmatrix}$$
(B.11)

3. Projeter ce point sur le plan unité  $\mathfrak{c}'_{\mathfrak{n}}$ :

$$\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}'_{\mathsf{n}}} = \mathcal{P}_n\left(\boldsymbol{p}^{\mathfrak{c}'_{\mathsf{s}}}\right)$$
 (B.12)

Il est à noter que dans le cas où  $\xi = 0$ , ce modèle est équivalent au modèle de projection perspective.





Figure B.4 – Exemple d'images utilisées pour la calibration de la caméra fish-eye

#### B.1.5 Méthode de calibration

La calibration consiste typiquement à minimiser l'ensemble des paramètres intrinsèques de la caméra  $\begin{bmatrix} \vartheta & fx & fy & s & u_0 & v_0 \end{bmatrix}^{\top}$ . Pour cela, les techniques les plus courantes notamment [Bouguet 2008; Mei 2007] se basent sur un ensemble d'appariements entre les points 3D d'un objet connu et leur projection 2D dans les images de cet objet observé avec différents angles de vues. Il s'agit typiquement d'un échiquier ayant des cases de couleurs noire et blanche afin que les angles de chaque case soit facilement détectés. Des exemples d'images d'un échiquier utilisées pour la calibration de la caméra fish-eye sont illustrés figure B.4.

Les points 3D du damier  $p_k^n$  dont la position est connue sont détectés dans une série d'images et notés  $p_{k,i}^i$ . La calibration consiste à trouver les paramètres intrinsèques et extrinsèques (liés à chaque prise de vue) de manière à minimiser l'erreur entre les points détectés et la projection des points 3D dans chacune des images :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}} \sum_{k} \sum_{i} \left\| \boldsymbol{p}_{k,i}^{i} - \Pi(\mathcal{T}_{cn}(\boldsymbol{p}_{k}^{n}), \boldsymbol{\theta}) \right\|^{2}$$
(B.13)

 $\boldsymbol{\theta}$  contient l'ensemble des paramètres intrinsèques à la caméra ainsi que les paramètres extrinsèques, c'est-à-dire la position et l'orientation de la caméra pour chaque image.  $\mathcal{T}_{cn}$  est la transformation permettant d'exprimer le point  $\boldsymbol{p}^n$  dans le repère caméra correspondant à la  $i^{\text{ième}}$  image.

### B.1.6 Rectification des images

Une fois les paramètres de la caméra estimés, il est possible de rectifier les images pour simuler une caméra perspective sans distorsion. Les coordonnées de l'image rectifiée  $p^{i_r}$  correspondent à la numérisation des coordonnées  $p^{c_n}$  dans le plan image normalisé via la matrice  $K_r$ .



Figure B.5 – Correction des distorsions due à l'optique dans les images

$$\boldsymbol{p}^{i_{r}} = \boldsymbol{K}_{r} \underbrace{\mathcal{D}^{-1}(\boldsymbol{K}^{-1}\boldsymbol{p}^{i})}_{\boldsymbol{p}^{c_{n}}}$$
(B.14)

Un exemple de rectification d'image réelle est donné figure B.5, les lignes droites dans la réalité sont courbées sur l'image initiale à cause des distorsions de l'optique; cette erreur de courbure est corrigée sur l'image après rectification. Le choix de la transformation affine  $K_r$  permet de sélectionner quelle partie de l'image sera rectifié et à quelle résolution.

#### B.1.7 Résumé des transformations

Les différentes transformations liées au processus de formation des images sont résumés figure B.6.

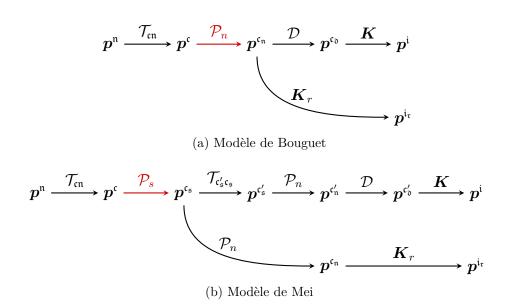


Figure B.6 – Résumé des modèles de formation des images, en rouge sont notées les transformations de projection non inversibles sans information supplémentaire

# Décomposition de la matrice de calibration

La matrice de calibration  $A_{\star b}$  détaillée en section 4.2.3.3 peut être décomposée en plusieurs termes :

$$A_{\star b} = \underbrace{S_{\star 0} \underbrace{M_{0s} R_{st}}_{N_{0t}} R_{tb}}_{T_{\star t}}$$
(C.1)

Cette décomposition s'obtient via les étapes suivantes :

1. Effectuer une décomposition RQ de  $A_{\star b}$ :

$$A_{\star b} = T_{\star t} R_{tb} \tag{C.2}$$

avec  $T_{\star t}$  une matrice triangulaire supérieure et  $R_{tb}$  une matrice orthogonale. Dans le cas où  $\det(R_{tb}) = -1$ , les signe de  $R_{tb}$  et  $T_{\star t}$  sont changés afin que la matrice  $R_{tb}$  soit une matrice de rotation.

2. Extraire la matrice des facteurs d'échelle  $S_{\star 0}$  à partir de la norme de chaque ligne de  $T_{\star t}$ . Soit  $T_{\star t} = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 \end{bmatrix}^{\top}$ , alors :

$$\mathbf{S}_{\star 0} = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{bmatrix} \quad \text{avec} \quad s_i = \|\mathbf{t}_i\| \tag{C.3}$$

3. Extraire la matrice de désalignement  $M_{\mathfrak{dt}}$  (matrice triangulaire supérieure avec chaque ligne normalisée et une diagonale positive) :

$$\boldsymbol{M}_{\mathfrak{dt}} = \boldsymbol{S}_{\star \mathfrak{d}}^{-1} \boldsymbol{T}_{\star \mathfrak{t}} \tag{C.4}$$

Ainsi nous obtenons  $oldsymbol{A}_{\star\mathfrak{b}}=oldsymbol{S}_{\star\mathfrak{d}}oldsymbol{M}_{\mathfrak{d}\mathfrak{t}}oldsymbol{R}_{\mathfrak{t}\mathfrak{b}}$ 

#### Algorithme C.1 Décomposition de la matrice de calibration $A_{\star b}$

- 1  $[\boldsymbol{T}_{\star t}, \boldsymbol{R}_{tb}] = \operatorname{rq}(\boldsymbol{A}_{\star b})$
- 2  $S_{\star \mathfrak{d}} = \operatorname{diag}(\operatorname{normcol}(T_{\star \mathfrak{t}}^{\top}))$
- $3 \quad \boldsymbol{M}_{\mathfrak{dt}} = \boldsymbol{S}_{\star \mathfrak{d}}^{-1} \boldsymbol{T}_{\star \mathfrak{t}}$
- $4 \quad [\boldsymbol{M}_{\mathfrak{ds}}, \, \boldsymbol{R}_{\mathfrak{st}}] = \operatorname{rq}(\boldsymbol{M}_{\mathfrak{dt}})$
- $5 \quad \boldsymbol{R}_{\mathfrak{s}\mathfrak{b}} = \boldsymbol{R}_{\mathfrak{s}\mathfrak{t}}\boldsymbol{R}_{\mathfrak{t}\mathfrak{b}}$ 
  - 4. Effectuer une décomposition polaire de  $\boldsymbol{M}_{\mathfrak{dt}}$  :

$$M_{\mathfrak{dt}} = M_{\mathfrak{ds}} R_{\mathfrak{st}}$$
 (C.5)

avec  $M_{\mathfrak{ds}}$  une matrice symétrique normalisée (puisque  $M_{\mathfrak{dt}}$  et déjà normalisée) et  $R_{\mathfrak{st}}$  une matrice orthogonale.

5. Finalement  $R_{\mathfrak{sb}}$  est obtenue par composition des matrices de rotation :

$$R_{\mathfrak{sb}} = R_{\mathfrak{st}} R_{\mathfrak{tb}} \tag{C.6}$$

Ainsi nous obtenons  $m{A}_{\star \mathfrak{b}} = m{S}_{\star \mathfrak{d}} m{M}_{\mathfrak{ds}} m{R}_{\mathfrak{sb}}$ 

Ces opérations sont résumées en pseudo-code dans l'algorithme C.1.

# Bibliographie

[Alahi 2012]	A. Alahi, R. Ortiz et P. Vandergheynst. « FREAK : Fast Retina Keypoint ». In : <i>IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition</i> . CVPR 2012 Open Source Award Winner. Rhode Island, Providence, USA, 2012 (cf. p. 91).
[Albrecht 2010]	T. Albrecht, T. Tan, G. West et T. Ly. « Omnidirectional video stabilisation on a virtual camera using sensor fusion ». In: Control Automation Robotics Vision (ICARCV), 2010 11th International Conference on. Déc. 2010, p. 2067–2072 (cf. p. 101, 106).
[Amirsadri 2012]	A. Amirsadri, J. Kim, L. Petersson et J. Trumpf. « Practical considerations in precise calibration of a low-cost MEMS IMU for road-mapping applications ». In: <i>American Control Conference (ACC)</i> , 2012. cited By (since 1996) 0. 2012, p. 881–888 (cf. p. 42).
[Arjomandi 2007]	M. Arjomandi, S. Agostino, M. Mammone, M. Nelson et T. Zhou. <i>Classification of Unmanned Aerial Vehicles</i> . Rapp. tech. The University of Adelaide (Australia), 2007 (cf. p. 9).
[Austin 2010]	R. Austin. <i>Unmanned Aircraft Systems: UAVS Design, Development and Deployment</i> . Aerospace Series. Wiley, 2010. ISBN: 9780470664803 (cf. p. 12).
[Barreto 2001]	J. Barreto et H. Araujo. « Issues on the geometry of central catadioptric image formation ». In: Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on. T. 2. 2001, pages (cf. p. 119).
[Barreto 2009]	J. P. Barreto, J. Roquette, P. F. Sturm et F. Fonseca. « Automatic Camera Calibration Applied to Medical Endoscopy ». In: <i>BMVC</i> . 2009 (cf. p. 73, 116).
[Bay 2006]	H. Bay, T. Tuytelaars et L. V. Gool. « Surf : Speeded up robust features ». In : <i>In ECCV</i> . 2006, p. 404–417 (cf. p. 91).
[Bendea 2007]	H. Bendea, F. Chiabrando, F. Giulio Tonolo et D. Marenchino. « Mapping of archaeological areas using a low-cost UAV. The Augusta Bagiennorum test site ». In: XXI International CIPA Symposium. 2007, p. 01–06 (cf. p. 6).

[Bendea 2008] H. Bendea, P. Boccardo, S. Dequal, F. Giulio Tonolo, D. Marenchino et M. Piras. « Low cost UAV for post-disaster assessment ». In: Proceedings of The XXI Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Beijing (China), 3-11 July 2008. 2008 (cf. p. 8).

[Bishop 2006] C. M. BISHOP. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics). Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2006. ISBN: 0387310738 (cf. p. 32).

[Blyenburgh 1999] P. van Blyenburgh. « UAVs : an overview ». In : Air & Space Europe 1.5–6 (1999), p. 43–47. ISSN : 1290-0958 (cf. p. 5, 9).

[Boer 2010] J.-R. D. Boer. « Capteurs MEMS : Optimisation des méthodes de traitement capteurs, de navigation et d'hybridation ». Thèse de doct. Institut National Polytechnique de Toulouse, 2010 (cf. p. 42).

[Bonnet 2009] S. Bonnet, C. Bassompierre, C. Godin, S. Lesecq et A. Barraud. « Calibration methods for inertial and magnetic sensors ». In: Sensors and Actuators A: Physical 156.2 (2009), p. 302–311. ISSN: 0924-4247 (cf. p. 48, 54).

[Botterill 2010] T. BOTTERILL, S. MILLS et R. GREEN. « Real-time aerial image mosaicing ». In: Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 2010 25th International Conference of. Nov. 2010, p. 1–8 (cf. p. 86, 97).

[Bouguet 2008] J. Y. BOUGUET. Camera calibration toolbox for Matlab. 2008 (cf. p. 73, 74, 116, 118, 120).

[Bowditch 1995] N. BOWDITCH. The American Practical Navigator. Sous la dir. de Bethesda. 9th. National Imagery et Mapping Agency, 1995. ISBN: 9780939837540 (cf. p. 44, 47).

[Bradski 2000] G. Bradski. « The OpenCV Library ». In: Dr. Dobb's Journal of Software Tools (2000) (cf. p. 91).

[Breszcz 2011] M. Breszcz, T. Breckon et I. Cowling. « Real-time Mosaicing from Unconstrained Video Imagery for UAV Applications ». In: Proc. 26th International Conference on Unmanned Air Vehicle Systems. Avr. 2011, p. 32.1–32.8 (cf. p. 86).

[Brink 2012] K. Brink et A. Soloviev. « Filter-based calibration for an IMU and multi-camera system ». In: Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2012 IEEE/ION. 2012, p. 730—739 (cf. p. 75).

[Brisset 2004] P. Brisset. Drones civils Perspectives et réalités. Rapp. tech. ENAC École Nationale de l'Aviation Civile, 2004 (cf. p. 5, 9).

[Caballero 2007] F. Caballero, L. Merino, J. Ferruz et A. Ollero. « Homography Based Kalman Filter for Mosaic Building. Applications to UAV position estimation ». In: Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on. Avr. 2007, p. 2004—2009 (cf. p. 84, 87, 95).

[Cai 2010] G. Cai, K.-Y. Lum, B. Chen et T. Lee. « A brief overview on miniature fixed-wing unmanned aerial vehicles ». In: ICCA'10 8th IEEE International Conference on Control and Automation. Juin 2010, p. 285–290 (cf. p. 5).

[Casbeer 2008] D. W. CASBEER, D. B. KINGSTON, R. W. BEARD et T. W. McLain. « Cooperative forest fire surveillance using a team of small unmanned air vehicles. » In: *Int. J. Systems Science* 37.6 (4 fév. 2008), p. 351–360 (cf. p. 8).

[Chao 2007] H. Chao, Y. Cao et Y.-Q. Chen. « Autopilots for Small Fixed-Wing Unmanned Air Vehicles : A Survey ». In : ICMA'07 International Conference on Mechatronics and Automation. Août 2007, p. 3144–3149 (cf. p. 13).

[Chao 2010] H. Chao, Y. Cao et Y. Chen. « Autopilots for small unmanned aerial vehicles : A survey ». English. In : International Journal of Control, Automation and Systems 8.1 (2010), p. 36–44. ISSN: 1598-6446 (cf. p. 13).

[Chatfield 1997] A. Chatfield. Fundamentals of high accuracy inertial navigation. Progress in astronautics and aeronautics. American Institute of Aeronautics et Astronautics, Inc., 1997. ISBN: 9781563472435 (cf. p. 44, 47).

[Colomina 2014] I. COLOMINA et P. MOLINA. « Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing : A review ». In : {ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 92 (2014), p. 79–97. ISSN: 0924-2716 (cf. p. 83).

[Cox 2004] T. H. Cox, C. J. Nagy, M. A. Skoog et I. A. Somers. *Civil UAV Capability Assessment*. Rapp. tech. NASA, 2004 (cf. p. 5).

[Dalamagkid 2008] K. Dalamagkidis, K. Valavanis et L. Piegl. « On unmanned aircraft systems issues, challenges and operational restrictions preventing integration into the National Airspace System ». In: Progress in Aerospace Sciences 44.7–8 (2008), p. 503–519. ISSN: 0376-0421 (cf. p. 10).

[Dam 1998] E. B. Dam, M. Koch et M. Lillholm. Quaternions, interpolation and animation. Rapp. tech. 1998 (cf. p. 103).

[Daniilidis 1999] K. Daniilidis. « Hand-Eye Calibration Using Dual Quaternions ». In: International Journal of Robotics Research 18 (1999), p. 286–298 (cf. p. 74).

[Derkx 2002] F. Derkx, J. Dumoulin, J. Sorin et V. Legeay. « Concept de plate-forme mobile instrumentée (pmi) pour l'inspection des ouvrages d'art ». In : *Colloque Micro-Drones*. T. 2002. 2002 (cf. p. 6).

[Dorveaux 2009] E. Dorveaux, D. Vissière, A. Martin et N. Petit. « Iterative calibration method for inertial and magnetic sensors ». In: ICDC IEEE Internationnal Conference on Decision and Control (2009) (cf. p. 57).

[Euston 2008] M. Euston, P. Coote, R. Mahony, J. Kim et T. Hamel.
« A complementary filter for attitude estimation of a fixed-wing
UAV ». In: Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008.
IEEE/RSJ International Conference on. Sept. 2008, p. 340–345
(cf. p. 94).

[Ferraris 1995] F. Ferraris, U. Grimaldi et M. Parvis. « Procedure for

[Ferraris 1995] F. FERRARIS, U. GRIMALDI et M. PARVIS. « Procedure for effortless in-field calibration of three-axial rate gyro and accelerometers ». In: Sensors and Materials 7.5 (1995), p. 311–330 (cf. p. 45, 47).

[Finn 2012] R. L. FINN et D. WRIGHT. « Unmanned aircraft systems : Surveillance, ethics and privacy in civil applications ». In : Computer Law & Security Review 28.2 (2012), p. 184–194. ISSN: 0267-3649 (cf. p. 5).

[Fischler 1981] M. A. FISCHLER et R. C. BOLLES. « Random Sample Consensus : A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography ». In : *Communications of the ACM* 24.6 (1981), p. 381–395 (cf. p. 91).

[Fong 2008] W. Fong, S. Ong et A. Nee. « Methods for in-field user calibration of an inertial measurement unit without external equipment ». In: *Measurement Science and Technology* 19.8 (2008) (cf. p. 46–48, 50, 54–57).

[Forsberg 2013] T. Forsberg, N. Grip et N. Sabourova. « Non-iterative calibration for accelerometers with three non-orthogonal axes, reliable measurement setups and simple supplementary equipment ». In: *Measurement Science and Technology* 24.3 (2013), p. 035002 (cf. p. 50).

[GebreEgzia 2001] D. Gebre-Egziabher, G. H. Elkaim, J. D. Powell et B. W. Parkinson. « A non-linear, two-step estimation algorithm for calibrating solid-state strapdown magnetometers ». In: in 8th International St. Petersburg Conference on Navigation Systems. 2001, p. 28–30 (cf. p. 43, 45).

[Geiger 2012] A. Geiger, F. Moosmann, O. Car et B. Schuster. « Automatic Camera and Range Sensor Calibration using a single Shot ». In: International Conference on Robotics and Automation (ICRA). St. Paul, USA, mai 2012 (cf. p. 73, 116).

[Geyer 2000] C. Geyer et K. Daniilidis. « A unifying theory for central panoramic systems and practical implications ». In: *In ECCV*. 2000, p. 445–461 (cf. p. 119).

[Gurtner 2009] A. Gurtner, D. Greer, R. Glassock, L. Mejias, R. Walker et W. Boles. « Investigation of Fish-Eye Lenses for Small-UAV Aerial Photography ». In: Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on 47.3 (mar. 2009), p. 709–721. ISSN: 0196-2892 (cf. p. 20–22, 97).

[Hartley 2004] R. HARTLEY et A. ZISSERMAN. Multiple View Geometry in computer vision. second. Cambridge University Press, 2004 (cf. p. 84, 88, 91).

128

[Hartley 2012] R. Hartley et H. Li. « An Efficient Hidden Variable Approach to Minimal-Case Camera Motion Estimation ». In: Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 34.12 (déc. 2012), p. 2303–2314. ISSN: 0162-8828 (cf. p. 76).

D. Hausamann, W. Zirnig, G. Schreier et P. Strobl. [Hausamann 2005] « Monitoring of gas pipelines – a civil UAV application ». In : Aircraft Engineering and Aerospace Technology 77.5 (mai 2005), p. 352–360. ISSN: 0002-2667 (cf. p. 6).

[Hedborg 2013] J. Hedborg et M. Felsberg. « Fast iterative five point relative pose estimation ». In: Robot Vision (WORV), 2013 IEEE Workshop on. Jan. 2013, p. 60–67 (cf. p. 76).

B. Heiner et C. Taylor. « Creation of geo-referenced mosaics from MAV video and telemetry using constrained optimization bundle adjustment ». In : IROS'09 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Oct. 2009, p. 5173–5178 (cf. p. 20, 23, 84, 85, 87, 94, 97).

[Higgins 1975] W. Higgins. « A Comparison of Complementary and Kalman Filtering ». In: Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on AES-11.3 (mai 1975), p. 321–325. ISSN: 0018-9251 (cf. p. 94).

> J. D. Hol, T. B. Schön, H. Luinge, P. J. Slycke et F. Gus-TAFSSON. « Robust real-time tracking by fusing measurements from inertial and vision sensors ». In: Journal of RealTime Image Processing 2.2-3 (2007), p. 149–160 (cf. p. 21, 22).

J. Hol, T. Schon et F. Gustafsson. « Relative pose calibration of a spherical camera and an IMU ». In: Mixed and Augmented Reality, 2008. ISMAR 2008. 7th IEEE/ACM International Symposium on. 2008, p. 21–24 (cf. p. 75).

J. Hol. « Pose Estimation and Calibration Algorithms for Vision and Inertial Sensors ». Thèse de doct. Linkoping University, 2008 (cf. p. 22).

J. D. Hol, T. B. Schön et F. Gustafsson. « Modeling and Calibration of Inertial and Vision Sensors ». In: Int. J. Rob. Res. 29.2-3 (fév. 2010), p. 231–244. ISSN: 0278-3649 (cf. p. 75).

S. Hsu. « Geocoded terrestrial mosaics using pose sensors and video registration ». In: Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on. T. 1. 2001, pages (cf. p. 83).

Y. Huang, K. Zhang et B. Luo. « Estimation of time delay of INS/GPS navigation in airborne gravity ». In: Electronic Measurement Instruments, 2009. ICEMI '09. 9th International Conference on. Août 2009, pages (cf. p. 20).

M. HWANGBO, J.-S. KIM et T. KANADE. « Inertial-Aided KLT Feature Tracking for a Moving Camera ». In: IROS'09 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (2009) (cf. p. 20, 23, 106).

[Heiner 2009]

[Hol 2007]

[Hol 2008a]

[Hol 2008b]

[Hol 2010]

[Hsu 2001]

[Huang 2009]

M. HWANGBO, J.-S. KIM et T. KANADE. « IMU Self-Calibration [Hwangbo 2013] Using Factorization ». In: Robotics, IEEE Transactions on 99 (2013), p. 1–15. ISSN: 1552-3098 (cf. p. 46). W. Ilewicz et A. Nawrat. « Direct method of IMU calibra-[Ilewicz 2013] tion ». In: Studies in Computational Intelligence 440 (2013), p. 155–171 (cf. p. 45). [Jazar 2010] R. Jazar. Theory of Applied Robotics: Kinematics, Dynamics, and Control (2nd Edition). Springer, 2010. ISBN: 9781441917492 (cf. p. 55, 56). [Joshi 2010] N. Joshi, S. B. Kang, C. L. Zitnick et R. Szeliski. « Image deblurring using inertial measurement sensors ». In : ACM Trans. Graph. 29 (4 juil. 2010), 30:1–30:9. ISSN: 0730-0301 (cf. p. 100). [Kabsch 1976] W. Kabsch. « A solution for the best rotation to relate two sets of vectors ». In: Acta Crystallographica Section A 32.5 (sept. 1976), p. 922–923 (cf. p. 76). [Kailath 2000] T. Kailath, A. H. Sayed et B. Hassibi. *Linear Estimation*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2000 (cf. p. 64). [Kannala 2006] J. Kannala et S. S. Brandt. « A generic camera model and calibration method for conventional, wide-angle, and fisheye lenses. » In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 28.8 (2006), p. 1335–1340 (cf. p. 73, 116). J. Kannala, J. Heikkilä et S. S. Brandt. « Geometric [Kannala 2008] Camera Calibration ». In: Wiley Encyclopedia of Computer Science and Engineering, 2008 (cf. p. 73, 116). [Karpenko 2011] A. KARPENKO, D. JACOBS, J. BAEK et M. LEVOY. Digital Video Stabilization and Rolling Shutter Correction using Gyroscopes. Rapp. tech. Stanford University Tech Report CTSR 2011-03, 2011 (cf. p. 23, 101). [Kim 2004] A. Kim et M. Golnaraghi. « Initial calibration of an inertial measurement unit using an optical position tracking system ». In: Position Location and Navigation Symposium (PLANS). 2004, p. 96–101 (cf. p. 45). [Kim 2006] J.-H. Kim, S. Sukkarieh et S. Wishart. « Real-Time Navigation, Guidance, and Control of a UAV Using Low-Cost Sensors ». English. In: Field and Service Robotics. Sous la dir. de S. Yuta, H. Asama, E. Prassler, T. Tsubouchi et S. Thrun. T. 24. Springer Tracts in Advanced Robotics. Springer

[Kim 2013] J. Kim, S. Lee, H. Ahn, D. Seo, S. Park et C. Choi. « Feasibility of employing a smartphone as the payload in a photogrammetric {UAV} system ». In: {ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 79 (2013), p. 1–18. ISSN: 0924-2716 (cf. p. 21).

(cf. p. 13).

Berlin Heidelberg, 2006, p. 299–309. ISBN: 978-3-540-32801-8

[King 1998] A. D. King. « Inertial Navigation – Forty Years of Evolution ». In: GEC Review (1998) (cf. p. 15). L. Kneip et S. Lynen. « Direct Optimization of Frame-to-[Kneip 2013] Frame Rotation ». In: Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on. Déc. 2013, p. 2352–2359 (cf. p. 76). [Koller 2009] D. Koller et N. Friedman. Probabilistic Graphical Models: Principles and Technique. MIT Press, 2009 (cf. p. 32). [Konecny 2003] G. Konecny. Geoinformation: remote sensing, photogrammetry and geographic information systems. Taylor & Francis, 2003. ISBN: 9780415237949 (cf. p. 84). M. Kontitsis, K. Valavanis et N. Tsourveloudis. « A UAV [Kontitsis 2004] vision system for airborne surveillance ». In : ICRA '04 IEEE International Conference on Robotics and Automation. T. 1. Avr. 2004, 77–83 Vol.1 (cf. p. 6). [Kozlov 2014] A. KOZLOV, I. SAZONOV et N. VAVILOVA. « IMU calibration on a low grade turntable: Embedded estimation of the instrument displacement from the axis of rotation ». In: Inertial Sensors and Systems (ISISS), 2014 International Symposium on. Fév. 2014, p. 1–4 (cf. p. 46). [Kümmerle 2011] R. Kümmerle, G. Grisetti, H. Strasdat, K. Konolige et W. Burgard. « g2o : A General Framework for Graph Optimization ». In: ICRA IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2011 (cf. p. 33, 93). [Lai 2010] Y.-C. Lai, S.-S. Jan et F.-B. Hsiao. « Development of a Low-Cost Attitude and Heading Reference System Using a Three-Axis Rotating Platform ». In: Sensors 10.4 (24 mar. 2010), p. 2472–2491 (cf. p. 44). [Lang 2005] P. Lang et A. Pinz. « Calibration of Hybrid Vision / Inertial Tracking Systems ». In: Proceedings of the 2nd Workshop on Integration of Vision and Inertial Sensors (INERVIS'05). 2005 (cf. p. 75). [Leutenegge 2011] S. Leutenegger, M. Chli et R. Siegwart. « BRISK : Binary Robust Invariant Scalable Keypoints ». In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2011 (cf. p. 91). [Levenberg 1944] K. Levenberg. « A method for the solution of certain problems in least squares ». In: Quart. Applied Math. 2 (1944), p. 164– 168 (cf. p. 55). H. LI et R. HARTLEY. « Five-Point Motion Estimation Made [Li 2006] Easy ». In: Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th In-

54).

[Li 2012a]

ternational Conference on. T. 1. 2006, p. 630–633 (cf. p. 76).

X. Li et Z. Li. « A new calibration method for tri-axial field sensors in strap-down navigation systems ». In: *Measurement Science and Technology* 23.10 (2012), p. 105105 (cf. p. 47, 48,

[Li 2012b]	Y. Li, X. Niu, Q. Zhang, H. Zhang et C. Shi. « An in situ hand calibration method using a pseudo-observation scheme for low-end inertial measurement units ». In: <i>Measurement Science and Technology</i> 23.10 (2012), p. 105104 (cf. p. 46, 47).
[Lin 2007]	Y. LIN, Q. YU et G. MEDIONI. « Map-Enhanced UAV Image Sequence Registration ». In: Applications of Computer Vision, 2007. WACV '07. IEEE Workshop on. Fév. 2007, p. 15 (cf. p. 84, 85, 87).
[Lobo 2003]	J. Lobo et J. Dias. « Vision and inertial sensor cooperation using gravity as a vertical reference ». In: <i>Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on</i> 25.12 (déc. 2003), p. 1597–1608. ISSN: 0162-8828 (cf. p. 74).
[Lobo 2007]	J. Lobo et J. Dias. « Relative Pose Calibration Between Visual and Inertial Sensors ». In: <i>Int. J. Rob. Res.</i> 26.6 (juin 2007), p. 561–575. ISSN: 0278-3649 (cf. p. 74, 75).
[Lotters 1998]	J. Lotters, J. Schipper, P. Veltink, W. Olthuis et P. Bergveld. « Procedure for in-use calibration of triaxial accelerometers in medical applications ». In: <i>Sensors and Actuators A: Physical</i> 68.1-3 (1998). Eurosensors XI, Warsaw, Poland, 21-24 September 1997, p. 221–228 (cf. p. 45, 47).
[Lowe 2004]	D. G. Lowe. « Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints ». In: <i>International Journal of Computer Vision</i> 60.2 (2004), p. 91–110 (cf. p. 91).
[Mahony 2005]	R. Mahony, T. Hamel et J. M. Pflimlin. « Complimentary Filter Design on the Special Orthogonal Group SO(3) ». In: <i>IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference.</i> 2005 (cf. p. 94, 103).
[Malis 2007]	E. Malis et M. Vargas. Deeper understanding of the homography decomposition for vision-based control. English. Research Report RR-6303. INRIA, 2007, p. 90 (cf. p. 88).
[Marquardt 1963]	D. W. Marquardt. « An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters ». In: <i>SIAM Journal on Applied Mathematics</i> 11.2 (1963), p. 431–441 (cf. p. 55).
[Mei 2007]	C. Mei et P. Rives. « Single View Point Omnidirectional Camera Calibration from Planar Grids ». In: <i>IEEE International Conference on Robotics and Automation</i> . Avr. 2007 (cf. p. 73, 74, 116, 119, 120).
[Merino 2012]	L. Merino, F. Caballero, J. Martínez-de-Dios, I. Maza et A. Ollero. « An Unmanned Aircraft System for Automatic Forest Fire Monitoring and Measurement ». English. In: <i>Journal of Intelligent &amp; Robotic Systems</i> 65.1-4 (2012), p. 533–548. ISSN: 0921-0296 (cf. p. 8).
[Metge 2013a]	J. METGE, R. MEGRET, A. GIREMUS, Y. BERTHOUMIEU et C. MAZEL. « Compensation dynamique des perturbations ma-

XXIV Colloque GRETSI. 2013 (cf. p. 49).

gnétiques pour l'estimation d'attitude d'un micro-drone ». In :

[Metge 2013b]

J. METGE, R. MEGRET, A. GIREMUS, Y. BERTHOUMIEU et C. MAZEL. « Dynamic magnetic field compensation for micro UAV attitude estimation ». In: *Unmanned Aircraft Systems* (*ICUAS*), 2013 International Conference on. 2013, p. 725–733 (cf. p. 49).

[Mikolajczy 2005]

K. Mikolajczyk et C. Schmid. « A performance evaluation of local descriptors ». In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence* 27.10 (2005), p. 1615–1630 (cf. p. 91).

[Ministère 2012a]

MINISTÈRE DE L'ÉCOLOGIE, DU DÉVELOPPEMENT DURABLE, DES TRANSPORTS ET DU LOGEMENT. « Arrêté du 11 avril 2012 relatif à la conception des aéronefs civils qui circulent sans aucune personne à bord, aux conditions de leur emploi et sur les capacités requises des personnes qui les utilisent ». In : JORF (mai 2012) (cf. p. 10).

[Ministère 2012b]

MINISTÈRE DE L'ÉCOLOGIE, DU DÉVELOPPEMENT DURABLE, DES TRANSPORTS ET DU LOGEMENT. « Arrêté du 11 avril 2012 relatif à l'utilisation de l'espace aérien par les aéronefs qui circulent sans personne à bord ». In : JORF (mai 2012) (cf. p. 10).

[Nieminen 2010]

T. NIEMINEN, J. KANGAS, S. SUURINIEMI et L. KETTUNEN. « An enhanced multi-position calibration method for consumergrade inertial measurement units applied and tested ». In: *Measurement Science and Technology* 21.10 (2010), p. 105204 (cf. p. 46).

[Nister 2004]

D. NISTER. « An efficient solution to the five-point relative pose problem ». In: *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on* 26.6 (juin 2004), p. 756–770. ISSN: 0162-8828 (cf. p. 76).

[Oleson 2011]

K. E. OLESON, P. HANCOCK, D. BILLINGS et C. D. SCHESSER. « Trust in Unmanned Aerial Systems : a Synthetic, Distributed Trust Model ». In : 16th International Symposium on Aviation Psychology, (Dayton, OH.) 2011 (cf. p. 11).

[Olivares 2009]

A. OLIVARES, G. OLIVARES, J. GORRIZ et J. RAMIREZ. « Highefficiency low-cost accelerometer-aided gyroscope calibration ». In: *Test and Measurement, 2009. ICTM '09. International Conference on.* T. 1. Déc. 2009, p. 354–360 (cf. p. 46).

[Puri 2005]

A. Puri. « A survey of Unmanned Aerial Vehicles (UAV) for traffic surveillance ». In : Department of computer science and engineering, University of South Florida (2005) (cf. p. 6).

[Quigley 2009]

M. Quigley, K. Conley, B. P. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler et A. Y. Ng. « ROS: an open-source Robot Operating System ». In: *ICRA Workshop on Open Source Software*. 2009 (cf. p. 89).

[Rango 2006] A. RANGO, A. LALIBERTE, C. STEELE, J. E. HERRICK, B. Bestelmeyer, T. Schmugge, A. Roanhorse et V. Jenkins. « Using Unmanned Aerial Vehicles for Rangelands: Current Applications and Future Potentials ». In: Environmental Practice (sept. 2006), p. 159–168. ISSN: 1466-0474 (cf. p. 6). P. RAWAT et J. SINGHAI. « Review of motion estimation and [Rawat 2011] video stabilization techniques for hand held mobile video ». In: International Journal of Signal & Image Processing (SIPIJ) 2.2 (2011) (cf. p. 101). [Renaudin 2010] V. RENAUDIN, M. H. AFZAL et G. LACHAPELLE. « Complete Triaxis Magnetometer Calibration in the Magnetic Domain ». In: Journal of Sensors 2010 (2010), p. 1–10. ISSN: 1687-725X (cf. p. 42, 43, 45, 47, 57). [Rublee 2011] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige et G. Bradski. « ORB : An Efficient Alternative to SIFT or SURF ». In: International Conference on Computer Vision. Barcelona, nov. 2011 (cf. [Saari 2011] H. Saari, I. Pellikka, L. Pesonen, S. Tuominen, J. Heik-KILÄ, C. HOLMLUND, J. MÄKYNEN, K. OJALA et T. ANTILA. « Unmanned Aerial Vehicle (UAV) operated spectral camera system for forest and agriculture applications ». In : SPIE, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIII. T. 8174. International Society for Optics et Photonics. 2011, pages (cf. p. 6). [Sachs 2007] D. Sachs, S. Nasiri et D. Goehl. Image Stabilization Technology Overview. Rapp. tech. InvenSense, 2007 (cf. p. 100). [Samet 1983] H. SAMET, A. ROSENFELD, C. SHAFFER et R. WEBBER. « Quadtree region representation in cartography: Experimental results ». In: Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on SMC-13.6 (nov. 1983), p. 1148–1154. ISSN: 0018-9472 (cf. p. 95). [Sarris 2001] Z. Sarris et S. Atlas. « Survey of UAV applications in civil markets (June 2001) ». In: MED'01 the 9 th IEEE Mediterranean Conference on Control and Automation. 2001 (cf. p. 5). [Sartre 2013] P. Sartre. « Drones de guerre ». In : Études 419.11 (2013), p. 439–448 (cf. p. 6). [Scaramuzza 2006] D. SCARAMUZZA, A. MARTINELLI et R. SIEGWART. « A Toolbox for Easy Calibrating Omnidirectional Cameras ». In: Proc. of The IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2006 (cf. p. 73, 116).

[Schmidt 2010] G. T. SCHMIDT. INS/GPS Technology Trends. RTO-EN-SET-116(2010). 2010 (cf. p. 13-15).

[Schönemann 1966] P. SCHÖNEMANN. « A generalized solution of the orthogonal Procrustes problem ». English. In: *Psychometrika* 31.1 (1966), p. 1–10. ISSN: 0033-3123 (cf. p. 76).

[Shoemake 1985] K. Shoemake. « Animating rotation with quaternion curves ». In: SIGGRAPH Comput. Graph. 19.3 (juil. 1985), p. 245–254. ISSN: 0097-8930 (cf. p. 103).

[Siebert 2014] S. Siebert et J. Teizer. « Mobile 3D mapping for surveying earthwork projects using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) system ». In: Automation in Construction 41 (2014), p. 1–14. ISSN: 0926-5805 (cf. p. 6, 21).

[Skog 2006] I. Skog et P. Handel. « Calibration of a MEMS inertial measurement unit ». In: *Proc. XVII IMEKO world congress*, (Rio de Janeiro). 2006 (cf. p. 45–47, 50, 53, 54, 57).

[Skog 2011] I. Skog et P. Handel. « Time Synchronization Errors in Loosely Coupled GPS-Aided Inertial Navigation Systems ». In:

Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on 12.4 (déc. 2011), p. 1014–1023. ISSN: 1524-9050 (cf. p. 20).

[Springmann 2011] J. C. Springmann. « Attitude-Independent Magnetometer Calibration with Time-Varying Bias ». In: *Proceedings of the 25th Small Satellite Conference*. 2011 (cf. p. 49).

[Srinivasan 2004] S. Srinivasan, H. Latchman, J. Shea, T. Wong et J. Mc-Nair. « Airborne Traffic Surveillance Systems : Video Surveillance of Highway Traffic ». In : Proceedings of the ACM 2Nd International Workshop on Video Surveillance &Amp; Sensor Networks. VSSN '04. New York, NY, USA : ACM, 2004, p. 131–135. ISBN : 1-58113-934-9 (cf. p. 6).

[Suzuki 2009] T. Suzuki, Y. Amano, J. Takiguchi, T. Hashizume, S. Suzuki et A. Yamaba. « Development of low-cost and flexible vegetation monitoring system using small unmanned aerial vehicle ». In: *ICCAS-SICE*, 2009. Août 2009, p. 4808–4812 (cf. p. 6).

[Suzuki 2010] T. Suzuki, Y. Amano et T. Hashizume. « Vision based localization of a small UAV for generating a large mosaic image ». In: SICE Annual Conference 2010, Proceedings of. Août 2010, p. 2960–2964 (cf. p. 84, 85).

[Syed 2007] Z. F. Syed, P. Aggarwal, C. Goodall, X. Niu et N. El-Sheimy. « A new multi-position calibration method for MEMS inertial navigation systems ». In: *Measurement Science and Technology* 18.7 (2007), p. 1897 (cf. p. 45–47, 52, 54, 57).

[Szeliski 2006] R. SZELISKI. « Image alignment and stitching : a tutorial ». In : Found. Trends. Comput. Graph. Vis. 2.1 (jan. 2006), p. 1–104. ISSN: 1572-2740 (cf. p. 84, 101).

[Taylor 2008] C. Taylor et E. Andersen. « An automatic system for creating geo-referenced mosaics from MAV video ». In: Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on. Sept. 2008, p. 1248–1253 (cf. p. 22, 29, 84, 86, 87, 97).

# 135

[Titterton 1997]

D. TITTERTON, J. WESTON, J. WESTON et I. of ELECTRICAL ENGINEERS. *Strapdown inertial navigation technology*. IEE radar, sonar, navigation, and avionics series. Institution of Engineering et Technology, 1997. ISBN: 9780863412608 (cf. p. 44, 47).

[Triggs 2000]

B. TRIGGS, P. McLauchlan, R. Hartley et A. Fitzgibbon. « Bundle Adjustment – A Modern Synthesis ». In: *Vision Algorithms: Theory and Practice*. Sous la dir. de B. Triggs, A. Zisserman et R. Szeliski. T. 1883. Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag, 2000, p. 298–372 (cf. p. 84).

[Tsai 1989]

R. TSAI et R. LENZ. « A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration ». In: *Robotics and Automation, IEEE Transactions on* 5.3 (juin 1989), p. 345–358. ISSN: 1042-296X (cf. p. 74).

[Turner 2014]

D. Turner, A. Lucieer et L. Wallace. « Direct Georeferencing of Ultrahigh-Resolution UAV Imagery ». In: *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 52.5 (mai 2014), p. 2738–2745. ISSN: 0196-2892 (cf. p. 22).

[Tuytelaars 2008]

T. TUYTELAARS et K. MIKOLAJCZYK. « Local invariant feature detectors: A survey ». In: FnT Comp. Graphics and Vision. 2008, p. 177–280 (cf. p. 91).

[Vasconcelo 2008]

J. VASCONCELOS, G. H. ELKAIM, C. SILVESTRE, P. OLIVEIRA et B. CARDEIRA. « A Geometric Approach to Strapdown Magnetometer Calibration in Sensor Frame ». In: *IFAC Workshop on Navigation, Guidance, and Control of Underwater Vehicles, IFAC NGCUV 2008.* Killaloe, Ireland, 2008 (cf. p. 45, 47, 54, 57).

[Versteeg 2007]

R. Versteeg, M. McKay, M. Anderson, R. Johnson, B. Selfridge et J. Bennett. *Feasibility Study for an Autonomous UAV - Magnetometer System*. Rapp. tech. INL - Idaho National Laboratory, 2007 (cf. p. 49).

[Walha 2013]

A. Walha, A. Wali et A. M. Alimi. « Video Stabilization for Aerial Video Surveillance ». In: {AASRI} Procedia 4 (2013). 2013 {AASRI} Conference on Intelligent Systems and Control, p. 72–77. ISSN: 2212-6716 (cf. p. 101).

[Wei 2008]

D. Wei et G. Zhou. « Real-Time UAV Ortho Video Generation ». In: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International. T. 5. Juil. 2008, pages (cf. p. 84).

[Wu 2006]

J. Wu et G. Zhou. « High-Resolution Planimetric Mapping from UAV Video for Quick-Response to Natural Disaster ». In: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. IGARSS 2006. IEEE International Conference on. Juil. 2006, p. 3333–3336 (cf. p. 84).

[Xing 2010] C. Xing, J. Wang et Y. Xu. « A Robust Method for Mosaicking Sequence Images Obtained from UAV ». In: Information Engineering and Computer Science (ICIECS), 2010 2nd International Conference on. Déc. 2010, p. 1–4 (cf. p. 84, 85, 87, 94).

[Yang 2013] Y. Yang, G. Sun, D. Zhao et B. Peng. « A Real Time Mosaic Method for Remote Sensing Video Images from UAV ». In:

Journal of Signal and Information Processing 04.03 (2013),
p. 168–172. ISSN: 2159-4465 (cf. p. 86).

[Yuhas 2006] C. Yuhas. Earth Observations and the Role of UAVS: A Capabilities Assessment Version 1.1. Rapp. tech. NASA, 2006 (cf. p. 5, 9).

[Zang 2012] W. Zang, J. Lin, Y. Wang et H. Tao. « Investigating small-scale water pollution with UAV Remote Sensing Technology ». In: World Automation Congress (WAC), 2012. Juin 2012, p. 1–4 (cf. p. 8).

[Zhang 2010] H. Zhang, Y. Wu, W. Wu, M. Wu et X. Hu. « Improved multi-position calibration for inertial measurement units ». In:

\*Measurement Science and Technology 21.1 (2010), p. 015107 (cf. p. 47).

[Zhou 2009] G. Zhou. « Near Real-Time Orthorectification and Mosaic of Small UAV Video Flow for Time-Critical Event Response ». In: Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on 47.3 (mar. 2009), p. 739–747. ISSN: 0196-2892 (cf. p. 22, 84).

[Zhou 2010] G. Zhou. « Geo-Referencing of Video Flow From Small Low-Cost Civilian UAV ». In: Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on 7.1 (jan. 2010), p. 156–166. ISSN: 1545–5955 (cf. p. 22, 29, 84).