



**HAL**  
open science

# Développement d'un baromètre-altimètre à bord d'un drone

Bruno Luiset

► **To cite this version:**

Bruno Luiset. Développement d'un baromètre-altimètre à bord d'un drone. Sciences de l'ingénieur [physics]. 2016. dumas-01803556

**HAL Id: dumas-01803556**

**<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-01803556>**

Submitted on 30 May 2018

**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.

**CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS**  
**ÉCOLE SUPÉRIEURE DES GÉOMÈTRES ET TOPOGRAPHES**

---

**MÉMOIRE**

**présenté en vue d'obtenir**  
**le DIPLÔME D'INGÉNIEUR CNAM**

**Spécialité : Géomètre et Topographe**

**par**

**Bruno LUISET**

---

Développement d'un baromètre – altimètre à bord d'un drone

**Soutenu le 4 Juillet 2016**

---

**JURY**

|                    |                              |   |
|--------------------|------------------------------|---|
| <b>PRESIDENT :</b> | <b>M. Stéphane DURAND</b>    | <b>Maître de conférences à l'ESGT</b>                                     |
| <b>MEMBRES :</b>   | <b>M. Philipp CLAUSEN</b>    | <b>Doctorant et représentant de M. Bertrand MERMINOD, Maître de stage</b> |
|                    | <b>M. Jérôme VERDUN</b>      | <b>Professeur référent</b>  |
|                    | <b>Mme. Valérie RENAUDIN</b> |   |
|                    | <b>M. José CALI</b>          |   |
|                    | <b>M. Christophe DUPRÉ</b>   |   |
|                    | <b>M. Pierre GUSMANO</b>     |   |
|                    | <b>M. Max RUFFO</b>          |   |

## **Remerciements**

En préambule de ce travail de fin d'études, je souhaite remercier les personnes qui ont apporté leurs contributions de près ou d'un peu plus loin à ce dernier.

Je souhaite ainsi tout d'abord remercier chaleureusement mon Maître de stage, M. Bertrand MERMINOD, de m'avoir accueilli au sein du laboratoire TOPO de l'EPFL afin d'effectuer mon stage de fin d'études.

Je désire également remercier MM. Jan SKALOUD et Philipp CLAUSEN de m'avoir plus particulièrement supervisé tout au long de mon TFE et de s'être rendus disponibles pour répondre aux nombreuses questions que je leur ai posées lorsque les difficultés se sont présentées.

Je tiens bien évidemment à saluer mon professeur référent, M. Jérôme VERDUN, pour ses conseils, ses remarques et les différents échanges que nous avons pu avoir tout au long du TFE.

J'éprouve également en cet instant une pensée particulière pour tous les membres du laboratoire TOPO avec lesquels j'ai passé d'agréables moments tout au long de mon séjour en Suisse, à savoir : Antigonie, Pierre-Yves, Geoffrey, Sylvain, Kevin, Lukas, Mohammed, Mehran et Davide.

Enfin, comment ne pas penser à mes parents qui m'ont supporté tout au long de mes études, de façon morale et surtout matérielle, et sans qui beaucoup de choses n'auraient pas été possibles.

## Liste des abréviations et des notations

- $a_j$  : sous-vecteur ligne formé par les termes non nuls de la ligne  $j$  de la matrice  $A$   
 $A$  : matrice jacobienne de  $f$  par rapport aux inconnues  $X$  au point  $(X_0, L)$   
 $B$  : biais de mesure du baromètre  
 $C$  : second membre de l'équation normale  
 $dH$  : variation totale locale (i.e. infinitésimale) de l'altitude  
 $dP$  : variation totale locale (i.e. infinitésimale) de la pression  
 $D$  : matrice jacobienne de  $f$  par rapport aux observations  $\tilde{L}$  au point  $(X_0, L)$   
 env.  $x$  : environ  $x$   
 $e$  : fonction exponentielle  
 $f_c$  : fréquence de coupure  
 $f$  : fonction  $f$  reliant le vecteur des paramètres à estimer  $X$  aux observations  $\tilde{L}$  dans l'estimation par moindres carrés  
 $g$  : accélération de la pesanteur  
 $\tilde{h}_{j,l}$  :  $j^{\text{ème}}$  coefficient du filtre de la décomposition en ondelettes à chevauchement maximal  
 $h_0$  : hauteur ellipsoïdale de la première position, dite position de référence  
 $h_i$  : hauteur ellipsoïdale de la  $i^{\text{ème}}$  mesure  
 $H_0$  : altitude de la première position  
 $H_i$  : altitude de la  $i^{\text{ème}}$  mesure  
 id1 : capteur n°1 disponible au laboratoire  
 id2 : capteur n°2 disponible au laboratoire  
 id4 : capteur n°4 disponible au laboratoire  
 $J$  : plus large niveau de décomposition utilisé pour calculer la variance en ondelettes  
 $K$  : rapport de  $T_0$  et  $M$   
 $l$  : nombre de mesures  
 $\ln(\cdot)$  : fonction logarithme népérien  
 $L$  : vecteur colonne des observations  
 $\tilde{L}$  : vecteur colonne des observations vraies  
 $M$  : masse molaire de l'air  
 $M_j$  : nombre de coefficients du  $j^{\text{ème}}$  niveau de décomposition de la variance en ondelettes  
 $N_0$  : ondulation du géoïde à la position de référence  
 $N_i$  : ondulation du géoïde à la  $i^{\text{ème}}$  mesure  
 $N$  : matrice normale  
 $\sim N(0,q)$  : suit une loi normale centrée de variance  $q$   
 $P$  : pression atmosphérique  
 $P_0$  : pression atmosphérique de la première position  
 $P'_0$  : pression atmosphérique fictive de la première position  
 $P_i$  : pression atmosphérique de la  $i^{\text{ème}}$  mesure  
 $q_j$  : élément diagonal de la  $j^{\text{ème}}$  ligne et colonne de la matrice  $Q$   
 $Q$  : matrice de covariance des équations  
 $R = 8,3144621 \text{ J.mol}^{-1}.\text{K}^{-1}$  : constante universelle des gaz parfaits  
 $t_{\text{corr}}$  : temps de corrélation d'un processus de Gauss – Markov d'ordre 1

$T$  : température

$T_0$  : température constante de l'air dans le modèle d'atmosphère

$X$  : vecteur des paramètres à estimer

$X_0$  : vecteur des valeurs approchées de  $X$

$\hat{X}$  : valeur ajustée de  $X$  par moindres carrés

$w_j$  : scalaire de la  $j^{\text{ème}}$  ligne de la matrice  $W$

$W$  : matrice colonne représentant le terme 0 du développement de Taylor de  $f$  au point  $(X_0, L)$

$W_k$  : processus aléatoire de bruit blanc

$W_{j,k}$  :  $j^{\text{ème}}$  élément du  $k^{\text{ème}}$  niveau de la décomposition en ondelettes discrète à chevauchement maximal

$\beta$  : inverse du temps de corrélation  $t_{\text{corr}}$

$\Delta t$  : pas d'échantillonnage

$\Delta h_{\text{baro}}$  : dénivelée obtenue avec le baromètre pour la  $i^{\text{ème}}$  mesure par rapport à la position de référence

$\Sigma_L$  : matrice de covariance des observations

$\sigma_x$  : précision sur  $x$

$\sigma_{K,P_0}$  : covariance entre les paramètres  $K$  et  $P_0$

$\tau_j$  : temps moyen à l'échelle  $j$  pour calculer la variance en ondelettes

$\hat{V}^2(\tau_j)$  : estimateur non biaisé de la variance en ondelettes pour le temps moyen  $\tau_j$

$\cdot^0$  : valeur approchée

$\cdot^{-1}$  : opérateur inverse

$\cdot^T$  : opérateur transposée

$\frac{\partial \cdot}{\partial \cdot}$  : opérateur de dérivée partielle

## Glossaire

Baromètre : Instrument de mesure de la pression atmosphérique.

BTE : Bande Totale d'Erreur qui peut être interprétée comme une exactitude élargie caractérisant la mesure la moins exacte qu'il est possible d'obtenir et prenant en compte toutes les causes potentielles d'erreurs d'un capteur.

Exactitude : Étroitesse de l'accord entre une valeur mesurée et la valeur vraie d'une grandeur que l'on souhaite mesurer.

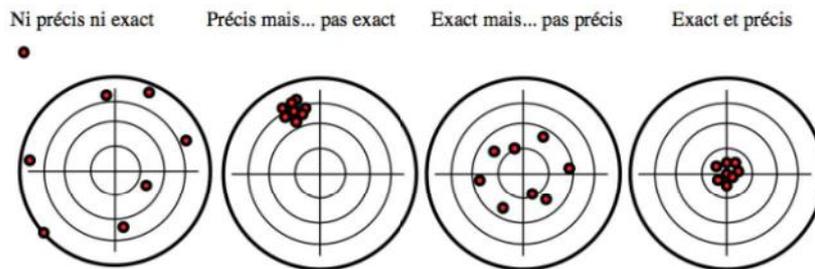


Illustration 1 : Différence entre précision et exactitude (Source : Henri Broch, Cours de Zététique)

GMWM : Generalized Method of Wavelet Moments (Méthode des moments généralisés en ondelettes). Le GMWM est une technique d'estimation des processus aléatoires d'un signal.

GPS : Global Positioning System.

IMU : Inertial Measurement Unit. Il s'agit d'une centrale inertielle comprenant trois accéléromètres, gyromètres et magnétomètres mesurant respectivement des forces spécifiques, des vitesses angulaires et la force et direction du champ magnétique terrestre.

INS : Inertial Navigation System. Il s'agit d'une centrale inertielle dotée en plus d'une capacité de calcul permettant d'exploiter les mesures réalisées par l'IMU.

MEMS : Micro Electro Mechanical Systems (Microsystème électromécanique).

Précision : Étroitesse de l'accord entre la moyenne d'un nombre infini de valeurs mesurées et une valeur de référence. La précision caractérise la dispersion des mesures (voir illustration 1).

Résolution : Plus petite variation détectable par un instrument.

RTK : Real Time Kinematic (Temps réel cinématique). Méthode d'utilisation différentielle du GPS exploitant les mesures de phases et permettant d'obtenir une précision de 2 à 5 cm en temps réel.

## Table des matières

|  |    |
|--|----|
| <b>Remerciements</b> .....   | 2  |
| <b>Liste des abréviations et des notations</b> .....                                   | 3  |
| <b>Glossaire</b> .....   | 5  |
| <b>I. Introduction</b> .....   | 8  |
| <b>II. Préliminaires : matériel utilisé et notions générales</b> .....                 | 10 |
| II.1. Présentation du drone et de ses systèmes.....                                    | 10 |
| II.1.1. Système embarqué.....  | 10 |
| II.1.2. Autopilote.....  | 11 |
| II.1.3. Fonctionnement du capteur de pression.....                                     | 12 |
| II.1.4. Caractéristiques fournies par le constructeur.....                             | 13 |
| II.1.5. Utilisation de références.....   | 13 |
| II.2. Notions générales et hypothèses.....   | 14 |
| II.2.1. Air sec, air humide et atmosphère terrestre.....                               | 14 |
| II.2.2. Pression et pression atmosphérique.....  | 15 |
| II.2.3. Principe du nivellement barométrique.....                                      | 15 |
| <b>III. Calibration du baromètre à l'aide du GPS</b> .....                             | 18 |
| III.1. Premières investigations.....   | 18 |
| III.2. Étalonnage et modélisation des erreurs systématiques.....                       | 21 |
| III.3. Estimation du biais et des paramètres du modèle d'atmosphère.....               | 21 |
| III.3.1. Choix des paramètres à estimer.....   | 21 |
| III.3.2. Simulations.....  | 22 |
| III.4. Estimation par moindres carrés implicites.....                                  | 23 |
| III.4.1. Mise en équation du problème.....   | 23 |
| III.4.2. Simplification du problème.....   | 25 |
| III.4.3. Optimisation par construction récursive des matrices.....                     | 26 |
| III.5. Performance de l'estimation sur un vrai vol.....                                | 27 |
| III.5.1. Avec les mesures de phases.....   | 27 |
| III.5.2. Avec les mesures de codes.....  | 31 |
| <b>IV. Détermination des erreurs aléatoires</b> .....                                  | 34 |
| IV.1. Processus stochastiques.....   | 34 |
| IV.1.1. Bruit blanc.....   | 34 |
| IV.1.2. Processus de Gauss-Markov du premier ordre.....                                | 34 |
| IV.2. Variance des ondelettes et estimation des paramètres avec l'estimateur GMWM..... | 34 |
| IV.2.1. Présentation de la variance en ondelettes.....                                 | 35 |
| IV.2.2. Application au capteur de pression.....  | 36 |
| IV.2.2.1. Filtrage du baromètre de référence.....                                      | 36 |
| IV.2.2.2. Calcul de la variance en ondelettes.....                                     | 38 |
| IV.2.3. Estimation des paramètres avec le GMWM.....                                    | 39 |
| IV.2.4. Étude de l'erreur sur la composante verticale.....                             | 43 |
| <b>V. Fusion des mesures barométriques et inertielles</b> .....                        | 44 |
| V.1. Couplage lâche GPS – INS et filtre de Kalman étendu.....                          | 45 |

|   |           |
|---|-----------|
| V.2. Mesures barométriques.....                                       | 45        |
| V.3. Simulation de la perte du signal GPS et relais du baromètre..... | 46        |
| V.3.1. Présentation des calculs et des tests réalisés.....            | 46        |
| V.3.2. Résultats et analyses.....                                     | 47        |
| V.3.3. Retour sur le changement d'altitude.....                       | 49        |
| <b>VI. Conclusions et perspectives.....</b>                           | <b>50</b> |
| <b>VII. Bibliographie.....</b>  | <b>53</b> |
| <b>VIII. Table des illustrations.....</b>                             | <b>55</b> |
| <b>IX. Table des tableaux.....</b>                                    | <b>56</b> |
| <b>X. Table des annexes et des illustrations présentes.....</b>       | <b>57</b> |

## I. Introduction

La fusion de capteurs est le fait de combiner, associer ou coupler les mesures de plusieurs capteurs dans le but d'obtenir des données plus précises, plus fiables et plus robustes relativement à un même phénomène étudié [1]. L'objectif est d'exploiter les avantages intrinsèques de chacun des capteurs tout en essayant de s'affranchir de leurs défauts respectifs. En outre, la fusion permet d'utiliser des capteurs qui ne sont pas forcément très précis mais dont le coût de revient est également plus faible, comme les capteurs de type MEMS qui se sont largement développés et démocratisés ces dernières années.

Un exemple typique de fusion de capteurs maintenant bien connu est le couplage d'un GPS et d'une centrale inertielle dans le but de déterminer la trajectoire et l'orientation d'un mobile dans l'espace au cours du temps. Le GPS permet d'obtenir la position absolue du mobile dans l'espace, mais pas forcément de manière continue (perte du signal), ni très précise (utilisation des mesures de codes par exemple). Les positions ont cependant l'avantage d'être centrées autour des positions vraies du mobile. La centrale inertielle permet quant à elle d'obtenir des mesures angulaires assez précises sur de très courtes périodes de temps et sans perte du signal mais, à l'inverse des mesures GPS, les mesures inertielles dérivent rapidement et fortement dans le temps [2].

Pour palier ces problèmes, les mesures sont fusionnées dans un filtre dit de Kalman. Les avantages des deux capteurs sont alors exploités et leurs carences réduites, ce qui permet d'obtenir la position et l'orientation du mobile au cours du temps.

La fusion de capteurs fait ainsi partie des axes de recherche du laboratoire TOPO de l'EPFL (École Polytechnique Fédérale de Lausanne). Dans le travail qui suit, nous nous sommes plus particulièrement penchés sur l'étude d'un baromètre de type MEMS qui est monté sur le système embarqué à bord d'un drone, mais dont les mesures n'ont jusqu'alors pas été exploitées. Un baromètre permet en effet de mesurer des pressions atmosphériques qui peuvent être converties en altitudes fournissant ainsi une information complémentaire aux mesures inertielles et GPS sur la composante verticale.

Ce Travail de Fin d'Études s'inscrit dans la réalisation de plusieurs travaux déjà conduits ou restant à mener au laboratoire TOPO. Citons par exemple celui qu'a réalisé Romain MABILLARD sur la calibration et de l'utilisation redondante de plusieurs centrales inertielles.

Les résultats obtenus lors de chacun de ces travaux ont pour vocation de créer un autopilote pour drone qui permettra de suivre un plan de vol défini par l'utilisateur en utilisant, entre autres, un baromètre.

De nombreuses études ont déjà été menées concernant la fusion de différents capteurs avec un baromètre. Entre autres, nous avons [3] qui utilise les mesures barométriques en complément d'un GPS et d'une centrale inertielle, ou encore [4] qui utilise seulement un GPS en complément du baromètre pour calculer l'altitude de son mobile. Mais contrairement à ces dernières, nous avons fait le choix de ne pas utiliser notre baromètre en absolu via la reprise de modèles normalisés de pressions et températures permettant d'obtenir directement l'altitude, mais en relatif en s'aidant d'un GPS

pour calibrer notre baromètre au début du vol comme nous le verrons dans la suite de ce document.

Les objectifs de ce travail sont donc multiples. Dans un premier temps, étant donné que le baromètre monté sur le drone n'a jamais été utilisé, il est nécessaire d'en faire une première étude afin de comprendre son fonctionnement. Les erreurs affectant le baromètre seront ensuite prises en considération et, plus particulièrement, les erreurs aléatoires du signal délivré par le baromètre. Les erreurs aléatoires sont en effet importantes puisqu'elles permettent de caractériser l'évolution du signal au cours du temps et peuvent être ensuite intégrées au filtrage de Kalman. Une fois ces erreurs déterminées, l'intégration du baromètre au système actuel sera envisagée et sa performance analysée. Nous nous focaliserons plus spécialement sur l'utilisation du baromètre en cas de perte du signal GPS relativement à un couplage GPS/INS déjà disponible au laboratoire. L'objectif final est de voir si le baromètre que nous avons permet de stabiliser le drone en temps réel en cas de perte du signal GPS. Nous devons ainsi garder à l'esprit que cette tâche devra être effectuée en temps réel par le futur autopilote qui sera développé.

## II. Préliminaires : matériel utilisé et notions générales

Avant de poursuivre ce travail plus en avant, il convient de présenter quelques notions générales qui doivent permettre au lecteur d'appréhender sereinement le contenu de l'exposé qui suit, ainsi que le matériel utilisé dans ce Travail de Fin d'Études. Plusieurs hypothèses sont également formulées au cours de cette section concernant les vols que le drone disponible au laboratoire peut effectuer.

### II.1. Présentation du drone et de ses systèmes

Le drone utilisé au laboratoire TOPO a la particularité d'être doté de deux systèmes indépendants. Le premier, appelé système embarqué, est destiné à géoréférencer des photographies faites lors du vol alors que le second, un autopilote, est voué à contrôler et planifier le vol dudit drone.

#### II.1.1. Système embarqué

Le système embarqué est composé de plusieurs capteurs dans le but de déterminer la trajectoire et l'orientation du drone à chaque instant du vol. Ces informations sont ensuite utilisées pour géoréférencer les prises de vues faites par la caméra qui est liée physiquement au système électronique (voir illustration 2c).

Jusqu'à présent, les capteurs sont utilisés en post-traitement. Il s'agit :

- d'un GPS utilisé en mode RTK ;
- d'une, deux ou quatre IMU selon le système embarqué choisi ;
- d'un magnétomètre externe.

Remarque : les systèmes embarqués sont notés id dans la suite de ce document (id1, id2 ou id4).

Le pivot du GPS présent sur le drone est couplé à une base qui est installée à proximité du lieu où le vol est effectué. La base est rattachée par les observations des stations permanentes les plus proches de la zone de vol et permet ensuite d'obtenir les positions du drone.

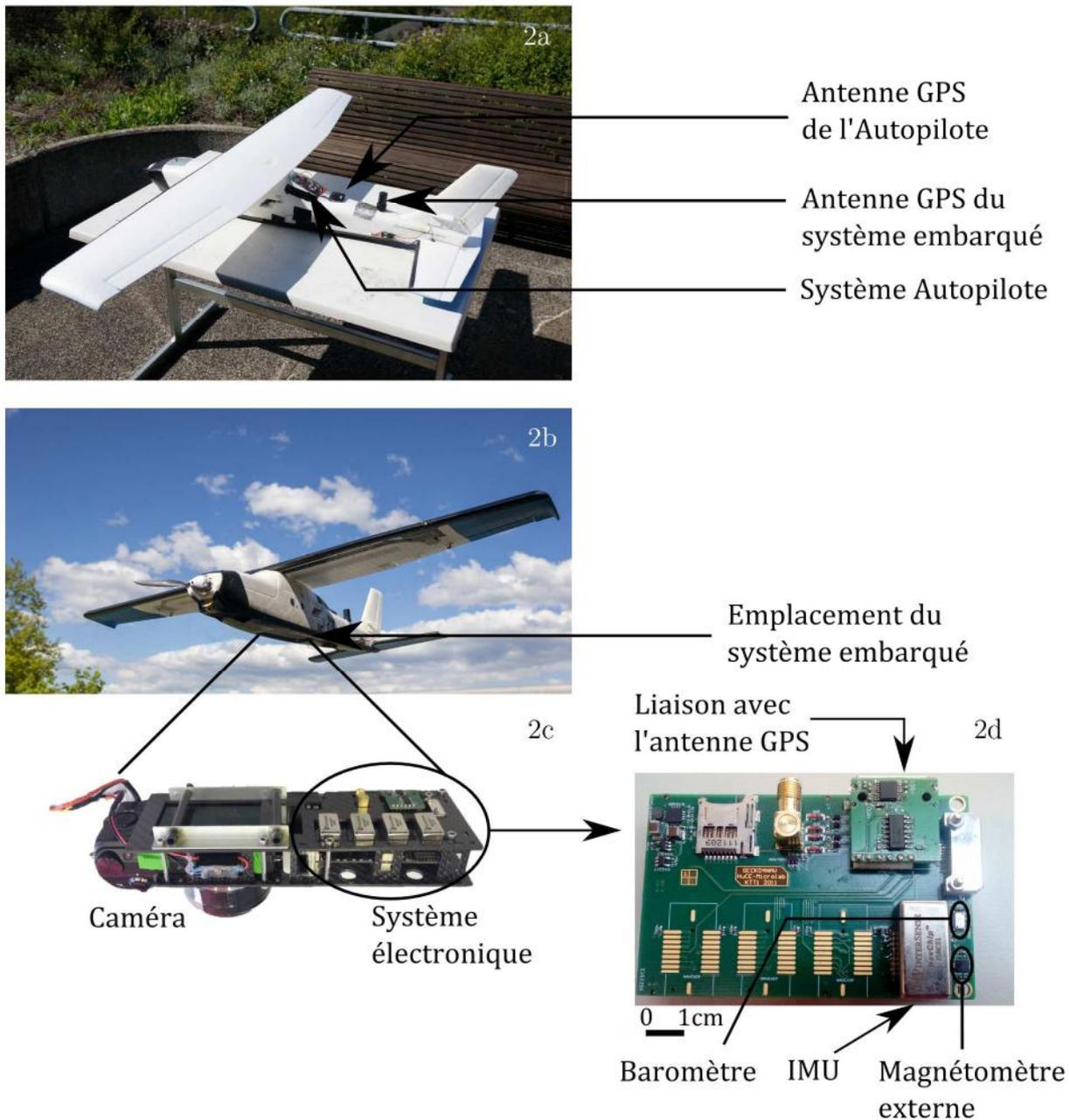
Pour que les mesures de ces différents capteurs soient utilisables, il est nécessaire de les synchroniser dans le temps. Cette synchronisation temporelle est effectuée par le Pulse Par Seconde (PPS) qui provient du signal GPS reçu. En cas de perte du PPS, les horloges internes des différents capteurs prennent le relais. Dès que le PPS est de nouveau disponible, une nouvelle synchronisation est effectuée afin d'éviter une potentielle dérive induite par l'imprécision des horloges internes.

Les différents bras de levier caractérisant le fait que les capteurs ne sont pas situés au même endroit physiquement sur le drone sont connus et permettent ainsi de faire le lien entre les différents capteurs dans les calculs.

Enfin, en plus des capteurs mentionnés ci-avant, un baromètre est également monté sur le circuit électronique. Il n'a jusqu'alors pas été utilisé et son fonctionnement est décrit dans la partie II.1.3.

### II.1.2. Autopilote

Un second système est présent à bord du drone. Il s'agit d'un autopilote (de la marque Ardupilot) qui permet de planifier le vol que l'utilisateur souhaite effectuer. L'utilisateur peut alors définir la hauteur de vol, la trajectoire qu'il souhaite suivre, la vitesse du drone, etc. Ce système est indépendant du système présenté ci-avant et utilise aussi plusieurs capteurs qui lui sont propres. Dans la suite de ce travail, nous ne nous intéresserons pas plus à l'autopilote mais seulement au système embarqué.



Illustrations 2a, 2b, 2c et 2d :

2a et 2b : Situation de l'autopilote et des différents capteurs sur le drone.

2c : Bloc caméra et système électronique (exemple de l'id4 avec quatre IMU).

2d : Système électronique seul (exemple de l'id2 avec une seule IMU).

### II.1.3. Fonctionnement du capteur de pression

Le capteur de pression étudié est le capteur MS5611-01BA03 conçu par la société *Measurement Specialities*. Il s'agit d'un capteur MEMS piézo-résistif qui permet de mesurer la pression atmosphérique.

Le fonctionnement de ce capteur est tel que, la pression finale donnée par le capteur est une pression compensée de la température. Cela signifie que le capteur corrige la pression brute mesurée en tenant compte de la température ambiante.

Pour ce faire, six coefficients de calibration (notés C1 à C6 sur l'illustration 3 ci-après) sont utilisés. Ils sont déterminés en usine par le constructeur à deux températures et deux pressions d'étalonnage. Ces coefficients permettent d'effectuer une correction des mesures en prenant en compte les températures auxquelles les mesures sont faites ce qui permet d'obtenir une plus grande exactitude [5].

Le processus de calcul de la pression finale est schématisé sur l'illustration 3.

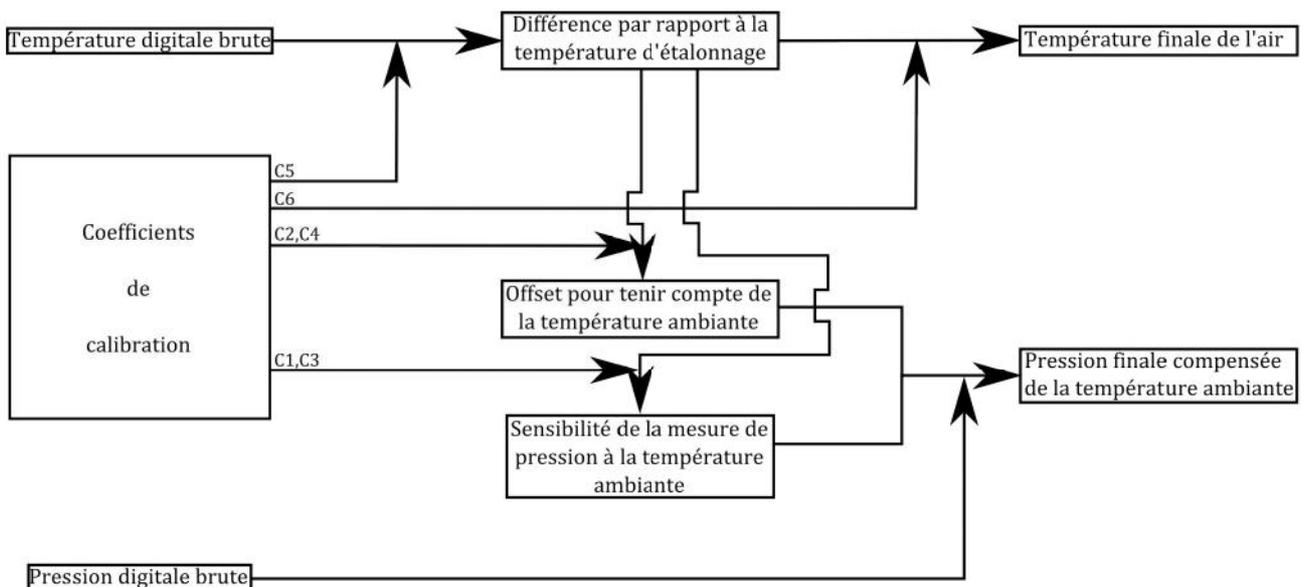


Illustration 3 : Processus de calcul d'une pression à partir des mesures digitales du baromètre

La signification de chacun des coefficients utilisés peut être retrouvée dans [5] ainsi que les formules permettant d'obtenir les températures et pressions finales à partir des mesures digitales et des coefficients de calibration. Le capteur étudié permet ainsi de quantifier la pression atmosphérique mais également la température ambiante.

De la même façon que pour les autres capteurs du système embarqué présentés ci-avant, la synchronisation temporelle des mesures barométriques s'effectue à l'aide du PPS et une horloge interne permet également de prendre le relais en cas de perte du signal GPS.

### II.1.4. Caractéristiques fournies par le constructeur

D'après [5], les principales caractéristiques techniques fournies par le constructeur concernant le capteur de pression sus-nommé peuvent être résumées dans le tableau 1 ci-dessous.

|             | Caractéristique                   | Valeur          |
|-------------|-----------------------------------|-----------------|
| Température | Plage de mesure                   | - 40 à 85 °C    |
|             | Résolution                        | 0,01 °C         |
|             | Exactitude de -20 à 85 °C         | ± 2 °C          |
|             | Exactitude à 25 °C                | ± 0,8 °C        |
|             | Fréquence d'échantillonnage       | 10 Hz           |
| Pression    | Plage de mesure optimale          | 450 à 1100 hPa  |
|             | Résolution                        | 0,01 hPa        |
|             | Bande totale d'erreur de 0 à 50°C | ± 2 hPa         |
|             | Stabilité                         | ± 1 hPa / année |
|             | Fréquence d'échantillonnage       | 10 Hz           |
| Dimensions  | Longueur x largeur x hauteur      | 5 x 3 x 1 mm    |

Tableau 1 : Principales caractéristiques techniques du baromètre MS5611-01BA03

### II.1.5. Utilisation de références

Un des objectifs de ce travail consiste à déterminer les erreurs affectant le baromètre disponible au laboratoire. Pour effectuer cette tâche, nous avons décidé d'utiliser des références qui ont été montées sur un socle indépendant du système embarqué (cf. illustration 4) afin de pouvoir étudier les erreurs de mesures.

Un capteur de pression au fonctionnement similaire de celui que nous étudions, et un capteur de température additionnel ont donc été installés afin d'effectuer des mesures que nous prendrons comme références sous certaines conditions que nous détaillerons plus loin dans ce document. Leurs principales caractéristiques, présentes dans [6] et [7], sont résumées dans le tableau 2 qui suit.

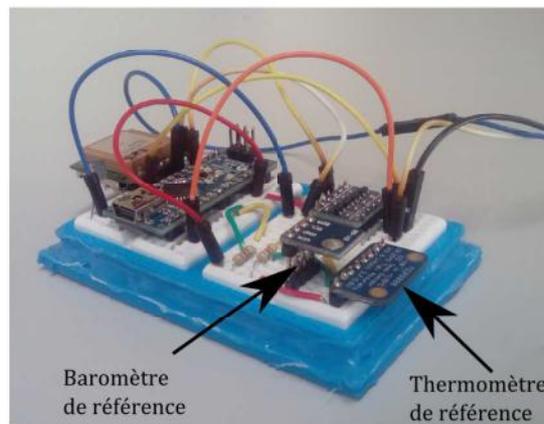


Illustration 4 : Socle où sont montés les capteurs de références utilisés

|                                   |             | Caractéristique             | Valeur          |
|-----------------------------------|-------------|-----------------------------|-----------------|
| Baromètre de référence<br>BMP 180 | Température | Plage de mesure             | - 40 à 85 °C    |
|                                   |             | Résolution                  | 0,1 °C          |
|                                   |             | Exactitude de 0 à 65 °C     | ± 1 °C          |
|                                   |             | Fréquence d'échantillonnage | 1 Hz            |
|                                   | Pression    | Exactitude à 25 °C          | ± 0,5 °C        |
|                                   |             | Plage de mesure optimale    | 300 à 1100 hPa  |
|                                   |             | Résolution                  | 0,01 hPa        |
|                                   |             | Bruit de la mesure          | ± 0,02 hPa      |
|                                   |             | Exactitude de 0 à 65 °C     | ± 1 hPa         |
|                                   |             | Stabilité                   | ± 1 hPa / année |
| Fréquence d'échantillonnage       | 1 Hz        |                             |                 |

|                                      |             | Caractéristique             | Valeur        |
|--------------------------------------|-------------|-----------------------------|---------------|
| Thermomètre de référence<br>MCP 9808 | Température | Plage de mesure             | - 40 à 125 °C |
|                                      |             | Résolution                  | 0,06 °C       |
|                                      |             | Exactitude                  | ± 0,25 °C     |
|                                      |             | Fréquence d'échantillonnage | 1 Hz          |

Tableau 2 : Principales caractéristiques techniques des capteurs de références utilisés

Bien que ces références ne soient pas beaucoup plus exactes que le capteur que nous étudions, elles ont l'avantage de ne pas être affectées de certains aléas perturbateurs auxquels le baromètre que nous étudions est soumis, et que nous exposons dans la section III.

## II.2. Notions générales et hypothèses

### II.2.1. Air sec, air humide et atmosphère terrestre

Comme le précise [8], l'air sec est, en proportion, principalement constitué de diazote (env. 78%), de dioxygène (env. 21%) et d'argon (env. 1%). Ces trois éléments représentent la majeure partie de la masse de l'atmosphère étant donné la proportion très faible des autres gaz relativement à leurs masses molaires respectives.

Cependant, l'atmosphère terrestre ne peut pas parfaitement être assimilée à un air sec. En effet, l'humidité présente dans l'air, sous forme de vapeur d'eau, fait que l'atmosphère n'est pas un air sec mais un air humide. La proportion de vapeur d'eau présente dans l'atmosphère varie considérablement dans le temps et dans l'espace, pouvant être quasi-nulle dans des zones très arides, et allant jusqu'à environ 5% dans des zones très humides [9].

La masse molaire de l'air – qui est égale à la somme des masses molaires de chacun de ses constituants relativement à leur proportion – dépend donc également de la proportion de vapeur d'eau qui compose l'atmosphère. La masse molaire de la vapeur d'eau (i.e. de l'eau, env. 18 g/mol) est plus faible que la masse molaire de l'air sec (env. 29 g/mol). La vapeur d'eau présente dans l'air contribue donc à faire baisser la valeur de la masse molaire de l'air humide que l'on peut assimiler à

un mélange de gaz parfaits. Ainsi, on a  $M_{\text{air humide}} \leq M_{\text{air sec}}$  et, suivant la proportion de vapeur d'eau présente dans l'air, la valeur de la masse molaire de l'air humide va pouvoir diminuer jusqu'à 0,5 g/mol par rapport à la valeur  $M_{\text{air sec}}$ .

Pour la suite de cet exposé, on suppose que l'air dans l'atmosphère est un air humide, mais que l'humidité de l'air ne varie pas de manière significative dans la région de l'espace où le vol d'un drone est effectué relativement à sa durée de vol (quelques dizaines de minutes). Ainsi, nous la supposons constante et nous la noterons simplement  $M$ .

### II.2.2. Pression et pression atmosphérique

La pression d'un fluide est une grandeur scalaire qui est définie comme la force qu'exerce ce fluide par unité de surface. L'unité associée est le Pascal (Pa) qui équivaut, par définition, à un Newton par mètre carré (N/m<sup>2</sup>). Néanmoins, la pression atmosphérique est souvent exprimée en hectoPascal (hPa) car c'est dans cette subdivision que les pressions sont exprimées lors des bulletins météorologiques. Les chiffres sont alors plus parlants.

Dans la suite de ce travail, nous considérerons que l'atmosphère terrestre est un fluide au repos se comportant comme un gaz parfait de constante universelle  $R$ , et que la pression atmosphérique désigne le poids de l'atmosphère (qui est bel et bien une force) rapporté par unité de surface en un lieu donné. Pour donner un ordre de grandeur, la pression atmosphérique vaut environ 1013 hPa au niveau de la mer en moyenne d'après le modèle standard établi par [8].

### II.2.3. Principe du nivellement barométrique

Plus on monte en altitude, plus la pression diminue. Ceci s'explique par le fait qu'il y a de moins en moins d'air au fur et à mesure que l'altitude augmente et que, par conséquent, le poids créé par l'atmosphère diminue. Cette décroissance de la pression  $P$ , en fonction de l'altitude  $H$ , suit des lois qui ont été établies en intégrant la relation fondamentale de l'hydrostatique (1) moyennant certaines hypothèses sur l'accélération de la pesanteur, la température de l'atmosphère et la masse molaire de l'air, notées respectivement  $g$ ,  $T$  et  $M$ .

$$\frac{dP}{dH} = -\frac{P M g}{R T} \quad (1)$$

Parmi celles-ci [10], la plus simple d'entre elles est de considérer que les termes  $g$  et  $T$  sont constants. En effet, vu la hauteur maximale du vol d'un drone – dans notre cas environ 200 mètres –,  $g$  peut être considéré fixe car sa variation est négligeable :  $g$  ne varie en effet que de  $6 \cdot 10^{-4}$  m/s<sup>2</sup> en utilisant le modèle exposé dans [11] pour un vol effectué à Lausanne (cf. annexe 1). Cette variation de  $g$  correspond à une variation en pression de moins de 0.15 Pa, variation indétectable car bien plus petite que la résolution du capteur de 1 Pa. Le choix de  $T$  constant (noté  $T_0$  dans ce qui suit) est quant à lui arbitraire mais raisonnable vu que le drone va à chaque fois effectuer des vols de courtes durées dans une région limitée de l'espace où l'on peut supposer, comme pour l'humidité, que la température ne varie pas fortement.

En intégrant l'équation (1) membre à membre par séparation des variables, on obtient la formule de nivellement barométrique suivante :

$$\Delta H_{\text{baro}} = H_i - H_0 = - \frac{R T_0}{M g} \ln \left( \frac{P_i}{P_0} \right) \quad (2)$$

où  $\Delta H_{\text{baro}}$  est la dénivelée entre la position au sol d'altitude  $H_0$  et la position courante du drone d'altitude  $H_i$ , et  $P_0$  et  $P_i$  les pressions respectivement associées aux altitudes  $H_0$  et  $H_i$ .

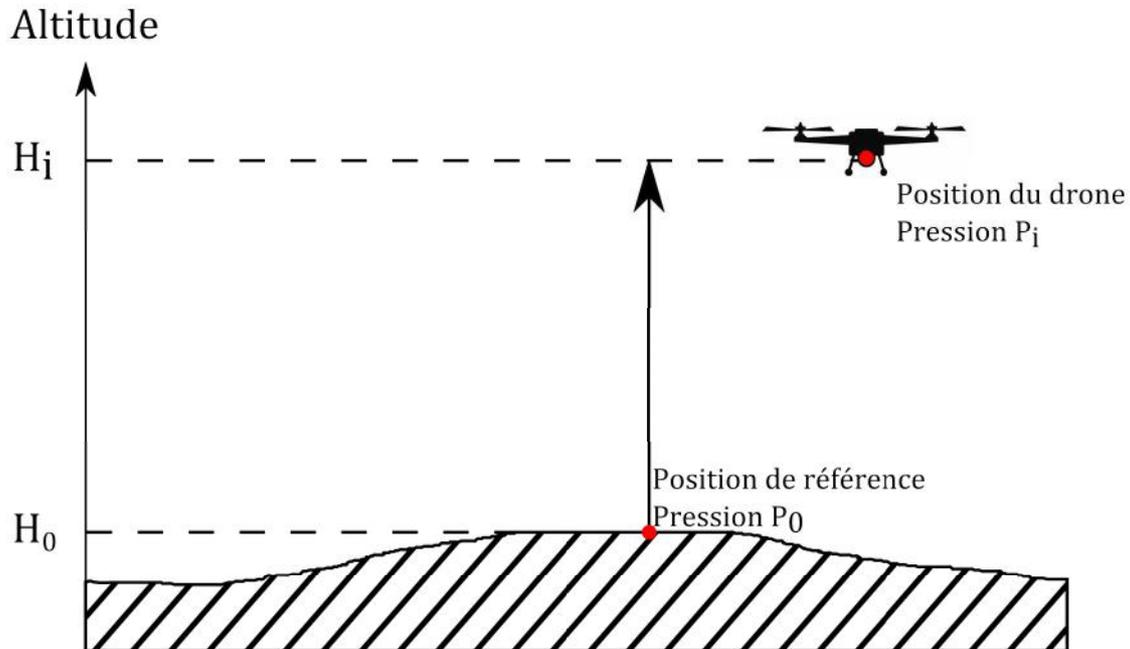


Illustration 5 : Utilisation de la formule de nivellement barométrique

La formule (2) nous permet d'obtenir la dénivelée entre deux points à partir de leurs pressions, théoriquement mesurées au même instant (en supposant connus ou fixés les autres paramètres). Cependant, nous n'avons pas deux baromètres à notre disposition dans la suite de ce travail pour effectuer des mesures simultanées. Le seul baromètre disponible est en effet celui présent sur le drone : la mesure simultanée des deux pressions est donc impossible.

Nous supposons donc que la pression  $P_0$  reste constante au cours du vol. Cette hypothèse peut être considérée comme assez réaliste puisque le drone effectue des vols durant de courtes périodes de temps (quarante minutes au maximum).

Le tableau 3 qui suit regroupe l'influence de chacun des paramètres fixés intervenant dans le calcul d'une dénivelée  $\Delta H_{\text{baro}}$  pour un vol typique d'une hauteur d'environ 200 mètres de la région de Lausanne dans des conditions classiques.

| Paramètres    | Unité            | Valeur          | Variation (unité) | Influence sur $\Delta H_{\text{baro}}$ (m) |
|---------------|------------------|-----------------|-------------------|--|
| $T_0$         | K (Kelvin)       | 293,15 (= 20°C) | $\pm 1$           | $\pm 0,61$                                 |
| $P_i$         | hPa              | 950             | $\pm 1$           | $\pm 8,84$                                 |
| $P_0$         | hPa              | 970             | $\pm 1$           | $\pm 9,02$                                 |
| M             | g/mol            | 29              | $\pm 0,1$         | $\pm 0,62$                                 |
| g             | m/s <sup>2</sup> | 9,80665         | $\pm 0,001$       | $\pm 0,02$                                 |
| $K = T_0 / M$ | K.mol/kg         | 10108           | $\pm 1$           | $\pm 0,02$                                 |

Tableau 3 : Influence de la variation des paramètres dans l'équation (2)

Cette table signifie, par exemple, que si la pression mesurée par le drone  $P_i$  varie de 1 hPa, la variation sur la dénivelée sera de 8,84 mètres. Nous constatons ainsi que ce sont les pressions  $P_0$  et  $P_i$  qui jouent un rôle prépondérant dans l'équation (2) : une mauvaise fixation de ces pressions impacte fortement la dénivelée  $\Delta H_{\text{baro}}$ .

Le paramètre K correspond au rapport de la température  $T_0$  par la masse molaire de l'air M. Il sera utilisé dans la section suivante ce qui explique sa présence.

### III. Calibration du baromètre à l'aide du GPS

Les erreurs affectant les capteurs de pressions peuvent être classées en deux catégories :

- les erreurs dites systématiques ;
- les erreurs dites aléatoires ou stochastiques.

Une erreur systématique est une erreur de mesure qui, pour des mesurages répétés dans des conditions identiques, demeure constante ou varie de façon prévisible [12]. À l'inverse, une erreur aléatoire est une erreur de mesure qui, pour des mesurages répétés dans des conditions identiques, varie de façon imprévisible [12].

Les erreurs systématiques sont traitées dans la présente section de ce travail dans laquelle nous présentons également une manière d'utiliser le baromètre. Les erreurs aléatoires seront quant à elles traitées dans la section IV.

#### III.1. Premières investigations

Avant d'étudier plus en avant le baromètre, quelques tests statiques ont été réalisés en intérieur afin de se familiariser avec le fonctionnement pratique du capteur tel que le lancement d'une acquisition, la récupération des mesures, ou encore leur importation sous Matlab en s'aidant de [13]. Ces premiers tests, réalisés dans des conditions de températures et pressions stables car effectués sur de courtes périodes de temps, et en intérieur, ont permis de mettre en exergue un phénomène inhérent au système étudié qui est plus particulièrement lié à la disposition des différents capteurs sur le circuit imprimé.

En effet, il est apparu que la pression finale donnée par le capteur diminue rapidement pendant les quinze à vingt premières minutes d'une acquisition avant de se stabiliser ; la température mesurée augmente quant à elle de façon analogue et se stabilise également au bout du même laps de temps comme le montre l'illustration 6. Une étude détaillée de ce phénomène est disponible en annexes, mais ces résultats n'ont pas été exploités par la suite.

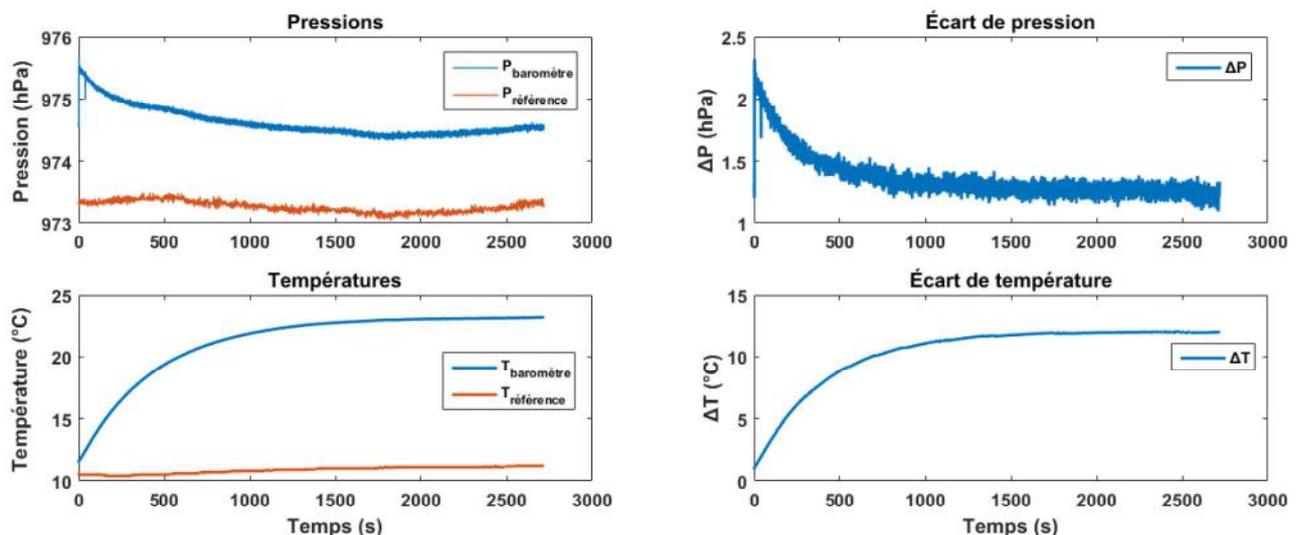


Illustration 6 : Stabilisation au bout d'une vingtaine de minutes (1200 secondes) des écarts relatifs en pressions et en températures du capteur étudié par rapport aux références.

L'observation du graphique précédent, et le fonctionnement du capteur décrit auparavant dans la partie II.1.3, permettent déjà d'expliquer pourquoi la pression diminue au cours du temps. En effet, nous avons vu que la pression brute mesurée par le baromètre est corrigée par la mesure de la température ambiante (cf. illustration 3). Étant donné que le capteur mesure une température fautive qui augmente au cours du temps, cela affecte la pression qu'il calcule bien que les pressions et températures réelles ne varient pas significativement puisque les capteurs de référence nous montrent que les conditions restent stables (cf. illustration 6). Dans le cas présent, l'augmentation de la température ressentie a pour conséquence de faire diminuer la pression finale. Ainsi, la diminution observée de la pression est causée par l'augmentation de la température qui est mesurée par le baromètre.

Dès lors, il s'agit de comprendre pourquoi un tel phénomène est présent sur notre système et d'en trouver la ou les causes. Les forums et supports dédiés aux capteurs ne relatent aucune manifestation de ce genre. Cela nous a conduit à conclure que ce problème est propre au système étudié.

La réponse à cette question réside dans la disposition des IMU vis-à-vis du baromètre. Le baromètre est en effet disposé à quelques millimètres seulement des IMU comme on peut l'observer sur l'illustration 2d (se référer à l'échelle en bas à gauche de l'illustration). Après avoir extrait la température des IMU, nous avons constaté que ces dernières ont la particularité de dégager de la chaleur lors de leur fonctionnement comme le montre l'illustration 7. La chaleur se propage à la fois par convection dans l'air, mais aussi par diffusion dans la plaque électronique en PCB, et est perçue par le baromètre. Ceci cause l'augmentation de la température mesurée par le capteur et entraîne une diminution de la pression finale calculée.

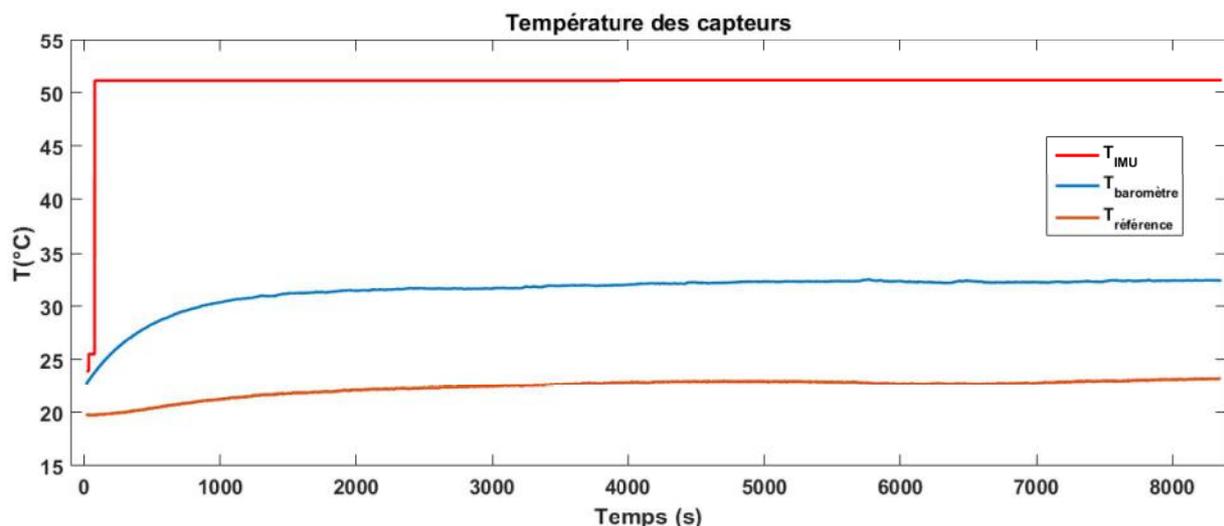


Illustration 7 : Températures de l'IMU, du capteur de pression et du capteur de référence au cours du temps pour une acquisition statique

Plusieurs pistes ont alors été proposées pour essayer d'annihiler ce phénomène, ou du moins de le limiter. La première solution envisagée, la plus radicale, fut de proposer de placer le baromètre

à un autre endroit sur la plaque électronique afin que la chaleur des IMU n'impacte pas les mesures faites par le capteur. C'est en effet à cause de sa trop grande proximité avec les IMU – quelques millimètres seulement – que le capteur perçoit la chaleur qui est dégagée ; mais s'il était disposé un peu plus loin des IMU, ce phénomène de dégagement de chaleur serait bien moins important, voir inexistant.

Cette solution fut néanmoins rapidement écartée car il n'est matériellement pas possible de placer le capteur à un autre endroit de par la configuration du système électronique.

La deuxième solution proposée fut d'essayer d'isoler thermiquement le capteur des IMU ou inversement. Pour se faire, de la mousse isolante a été disposée autour du baromètre à l'instar de ce que l'on peut observer sur l'illustration 8 ci-contre. Cependant, le contact de la mousse avec les IMU et la plaque en PCB ont pour résultante de faire aussi chauffer la mousse qui transmet ensuite sa chaleur au capteur.



Illustration 8 : Système électronique avec mousse accolée (normalement avec scotch) à l'IMU et au capteur de pression

La troisième solution envisagée, et qui est retenue, consiste à utiliser le fait que le baromètre est destiné à fonctionner pendant le vol d'un drone. Durant le vol, un courant d'air est créé par le déplacement du drone ce qui permet de limiter le dégagement de chaleur des IMU par un phénomène de ventilation. On peut observer ceci sur le graphique suivant (cf. illustration 9) qui représente la température mesurée par le baromètre au cours d'un vol.

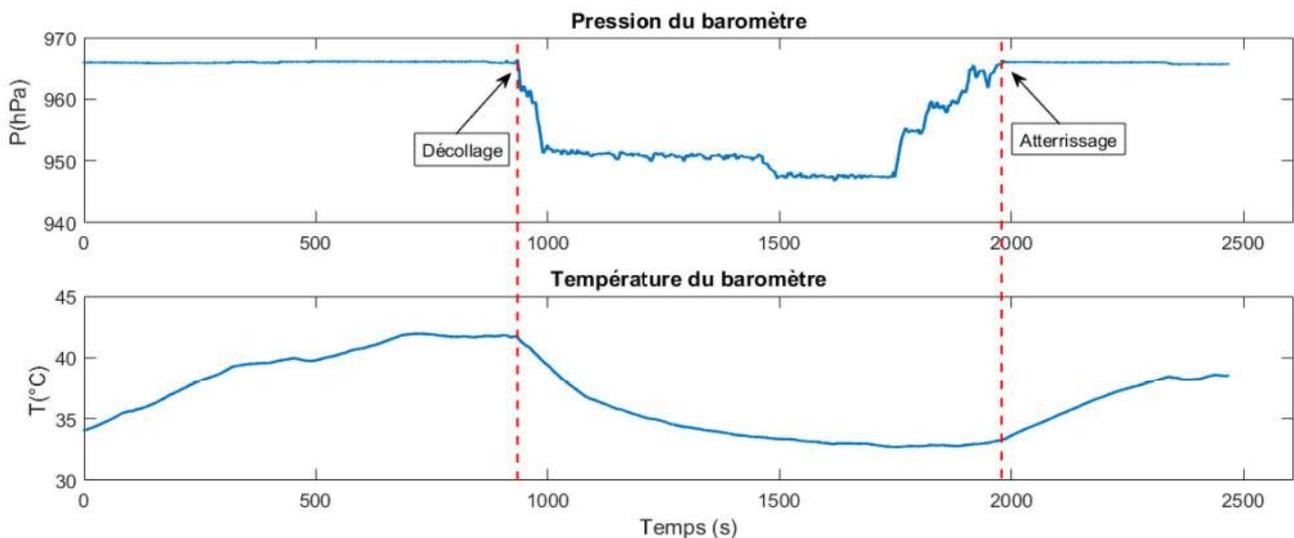


Illustration 9 : Pressions et températures fournies par le capteur au cours d'un vol typique

On voit clairement que quelques minutes après le décollage, la température mesurée chute grâce au courant d'air créé par le déplacement du drone. On observe aussi, dès la fin du vol, que la température remonte rapidement car le courant d'air n'est plus présent.

## III.2. Étalonnage et modélisation des erreurs systématiques

L'étalonnage d'un capteur est une phase délicate puisque les conditions dans lesquelles il est réalisé ne sont bien souvent pas les conditions réelles dans lesquelles le capteur fonctionne. Dans notre situation, il est nécessaire d'utiliser une référence dans laquelle nous pouvons avoir confiance si nous voulons étalonner notre capteur. Autrement dit, l'exactitude de la référence utilisée doit être au moins quelques fois meilleure que l'exactitude du capteur que nous souhaitons étalonner.

Dans notre cas, la manière la plus simple de prendre en compte les erreurs déterministes est de dire qu'un biais  $B$  est présent sur la mesure de pression fournie par le baromètre. Une éventuelle dérive est négligée car sa présence n'a pas été observée dans les différents tests statiques effectués (voir illustration 18, section IV).

Le problème est que la référence que nous avons ne peut pas être utilisée pour étalonner notre capteur. En effet, l'exactitude de la référence est du même ordre de grandeur que l'exactitude du capteur que nous voulons étalonner (voir tableaux 1 et 2). Pour palier ce problème, il a été choisi de s'inspirer de [3] qui utilise les mesures GPS disponibles pour calibrer le biais de son baromètre – altimètre avant de le coupler avec les autres capteurs qui sont disponibles.

## III.3. Estimation du biais et des paramètres du modèle d'atmosphère

### III.3.1. Choix des paramètres à estimer

Avant de commencer le vol, le système embarqué doit être mis sous tension afin d'être préparé. Par exemple, les IMU ont besoin d'être calibrées et sont placées dans différentes positions afin d'estimer leurs erreurs systématiques comme l'expose [14].

Cette phase de préparation est effectuée de manière statique : les IMU dégagent donc de la chaleur qui impacte les mesures du baromètre comme nous l'avons vu auparavant.

L'idée est alors la suivante. Comme nous ne pouvons pas faire de mesures correctes au sol avant de décoller pour déterminer la pression  $P_0$  et la température  $T_0$ , nous allons les estimer au cours du vol en plus du biais de mesure  $B$ . Pour cela, nous utilisons les mesures GPS qui sont disponibles sur le drone. Le principe est de voler quelques minutes pour atténuer la chaleur qui est dégagée par les IMU (cf. illustration 9) puis d'estimer, par moindres carrés au cours du vol, les différents paramètres retenus via les mesures de pressions et de dénivelées obtenues avec le GPS. En effet, l'altitude  $H_i$  d'un lieu où se situe le drone est relié à sa hauteur ellipsoïdale  $h_i$  par l'ondulation du géoïde  $N_i$  tel que  $H_i \simeq h_i + N_i$ . Il en va de même pour la position de référence au sol avec respectivement  $H_0$ ,  $h_0$  et  $N_0$  l'altitude, la hauteur ellipsoïdale et l'ondulation du géoïde du niveau de référence. Nous avons alors  $H_i - H_0 \simeq h_i + N_i - h_0 - N_0 \simeq h_i - h_0$  car  $N_i \simeq N_0$ . L'ondulation du géoïde peut en effet être approximée comme constante pour la zone où vole le drone car on la suppose de faible étendue.

$$\text{Ainsi, nous avons } H_i - H_0 + \frac{RT_0}{Mg} \ln\left(\frac{P_i + B}{P_0}\right) = 0 \Leftrightarrow h_i - h_0 + \frac{RT_0}{Mg} \ln\left(\frac{P_i + B}{P_0}\right) = 0 \quad (3)$$

Les paramètres à estimer (en rouge) en utilisant les observations disponibles (en bleu) sont les suivants :

- le biais  $B$  de la mesure de pression du baromètre modélisant les erreurs systématiques ;
- la température de l'atmosphère  $T_0$  ;
- la pression à l'altitude de référence (i.e. de début du vol)  $P_0$  ;
- la masse molaire  $M$  de l'air afin de tenir compte de l'humidité.

Nonobstant, il n'est pas possible d'estimer distinctement à la fois  $T_0$  et  $M$  car ces deux inconnues forment un rapport qui doit obligatoirement être regroupé. Nous définissons alors le rapport comme étant une nouvelle inconnue à estimer, notée  $K$ , et nous obtenons alors de (3)

$$h_i - h_0 + \frac{RK}{g} \ln\left(\frac{P_i + B}{P_0}\right) = 0 \quad (4). \text{ Il reste donc trois paramètres à estimer par moindres carrés.}$$

Remarques : Pour les différents vols que nous avons effectués, nous connaissons relativement bien la valeur de  $g$  car les vols ont été réalisés à proximité de l'EPFL où une valeur de  $g$  a été déterminée. Il est bien sûr possible d'estimer  $g$  en plus des autres paramètres si l'on effectue un vol où la valeur de  $g$  est inconnue ;  $g$  sera alors intégré dans le rapport  $K$  en plus de  $M$  et  $T_0$ .

Le bras de levier caractérisant le fait que le GPS et le baromètre ne sont pas situés au même endroit est pris en compte dans les hauteurs du GPS. Comme le GPS est situé 5 cm au-dessus du baromètre, on retranche cette valeur aux mesures du GPS. En effet, on suppose que le drone vole relativement à plat (même lorsqu'il est en phase ascensionnelle) et que seule la composante verticale intervient alors entre les deux capteurs.

### III.3.2. Simulations

Avant d'exposer la méthode de résolution d'un tel problème par moindres carrés, et pour vérifier si l'estimation des différents paramètres est possible, nous avons simulé des jeux de données fictifs et demandé à Matlab de déterminer les inconnues précédemment citées via l'application *Curve Fitting Tool* qui permet de réaliser des ajustements par moindres carrés.

Les résultats ressortis alors par Matlab furent surprenants (cf. tableau 4). En effet, bien que l'ajustement se déroule correctement (convergence du calcul après quelques itérations effectuées), les valeurs ajustées des différents paramètres sont aberrants quand bien même que les valeurs utilisées sont réalistes. Le biais en pression simulé de - 1 hPa n'est en effet pas insensé puisque le constructeur annonce une exactitude de la mesure de  $\pm 2$  hPa dans le pire des cas (BTE). Les autres valeurs utilisées correspondent à des valeurs typiques reprises de données réelles ou conventionnelles.

| Inconnues | Unité    | Valeurs simulées | Simulation 1     |                                  | Simulation 2     |                                  | Simulation 3     |                                  |
|-----------|----------|------------------|------------------|----------------------------------|------------------|----------------------------------|------------------|----------------------------------|
|           |          |                  | Valeurs ajustées | Valeurs ajustées (sans le biais) | Valeurs ajustées | Valeurs ajustées (sans le biais) | Valeurs ajustées | Valeurs ajustées (sans le biais) |
| P0        | hPa      | 950              | 1023             | 951,00                           | 1050             | 951,00                           | 980              | 951,00                           |
| K         | K.mol/kg | 10000            | 10780            | 10010,00                         | 11071            | 10009,64                         | 10320            | 10010,87                         |
| B         | hPa      | -1               | 72               |                                  | 99               |                                  | 29               |                                  |

Tableau 4 : Valeurs ajustées des paramètres du modèle d'atmosphère avec et sans le biais B pour trois simulations de mesures de pressions du baromètre et de dénivelées du GPS.

Afin de comprendre pourquoi les inconnues sont mal estimées, nous avons effectué plusieurs tests. En particulier, nous avons ajouté un par un les paramètres afin de voir d'où pouvait venir le problème.

Il ressort des différents tests que c'est l'inconnue B qui pose un problème dans le processus d'estimation. Ceci s'explique par le fait que B est trop petit comparativement aux termes qui lui sont associés. En supposant que B puisse valoir au maximum  $\pm 2$  hPa, et que les pressions  $P_i$  et  $P_0$  ne seront jamais inférieures à 750 hPa (c'est-à-dire que l'altitude maximale de vol serait d'environ 2500 mètres), on a alors  $\ln\left(\frac{P_i+B}{P_0}\right) \simeq \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right)$  (cf. annexe 2, démonstration 1)

Le biais est absorbé principalement par le terme  $P_0$  dans l'estimation par moindres carrés comme le montre le tableau 4. La valeur de la pression de référence estimée n'est pas alors celle simulée mais  $P'_0 \simeq P_0 - B$  où  $P'_0$  est la pression fictive de référence induite par le biais (cf. annexe 2, démonstration 2).

Pour estimer correctement B, il faudrait effectuer des dénivelées très importantes de plusieurs kilomètres pour ne pas avoir un rapport des pressions  $P_i/P_0$  trop proche de 1, ce qui n'est pas possible dans notre situation. Autrement formulé, le biais B est noyé dans le terme  $P_0$  lors de l'estimation.

Il a donc été décidé de ne pas estimer B puisqu'il est majoritairement repris par la pression estimée du niveau de référence. Cette dernière ne reflétera cependant pas la vraie valeur de la pression de la position de référence mais celle-ci moins le biais du capteur. Comme nous le verrons plus loin, ceci ne porte pas à conséquence car nous n'avons pas spécialement besoin des vraies valeurs des paramètres estimés puisqu'ils vont simplement servir d'intermédiaire pour transformer les pressions en dénivelées.

### III.4. Estimation par moindres carrés implicites

#### III.4.1. Mise en équation du problème

L'équation d'observation finalement retenue à partir de (4) pour déterminer les paramètres du modèle d'atmosphère qui permettra d'obtenir les dénivelées par rapport à la position de référence via

la mesure des pressions atmosphériques est donc la suivante :

$$h_i - h_0 + \frac{RK}{g} \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right) = 0 \Leftrightarrow f(X, \tilde{L}) = 0 \quad (5)$$

où  $f$  la fonction reliant les vecteurs  $X$  et  $\tilde{L}$  désignant respectivement les paramètres à estimer et les observations vraies.

Le problème de moindres carrés auquel nous sommes confrontés est un problème de moindres carrés dit *implicite*. Comme le dit [15], les observations et les inconnues ne peuvent pas clairement être séparées. Les mesures ne sont pas explicitement liées aux inconnues mais sont mélangées à ces dernières.

Pour résoudre ce type de problème, on suppose que les erreurs accidentelles affectant les mesures suivent une loi normale centrée d'écart-type  $\sigma$ . Pour les mesures GPS,  $\sigma$  est obtenu avec le signal GPS. Pour les mesures barométriques,  $\sigma$  est égal à l'écart-type associé au bruit blanc du capteur déterminé par la méthode du GMWM (voir section IV sur les erreurs aléatoires, tableau 5). Ainsi, les mesures de pressions ont toutes le même écart-type.

Les vecteurs et matrices suivants peuvent alors être posés pour déterminer les inconnues du problème.

$$L = \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ P_1 \\ \vdots \\ h_i \\ P_i \end{bmatrix} \text{ regroupe les observations réellement faites avec d'abord } h_0 \text{ la hauteur ellipsoïdale du début de vol, puis, successivement, les hauteurs ellipsoïdales } h_i \text{ et pressions } P_i \text{ provenant respectivement du GPS et du baromètre à chaque instant de mesure.}$$

$$X = \begin{bmatrix} P_0 \\ K \end{bmatrix} \text{ et } X_0 = \begin{bmatrix} P_0^0 \\ K^0 \end{bmatrix} \text{ qui sont respectivement le vecteur des inconnues à estimer (} P_0 \text{ et } K \text{) et le vecteur initial des valeurs des inconnues à estimer (} P_0^0 \text{ et } K^0 \text{).}$$

$$W = f(X_0, L) = \begin{bmatrix} h_1 - h_0 + \frac{RK^0}{g} \ln\left(\frac{P_1}{P_0^0}\right) \\ \vdots \\ h_i - h_0 + \frac{RK^0}{g} \ln\left(\frac{P_i}{P_0^0}\right) \end{bmatrix} \text{ représente la valeur de } f \text{ calculée à partir des valeurs approchées } X_0 \text{ des inconnues et du vecteur des observations } L \text{ (terme d'ordre 0 du développement de Taylor).}$$

$$A = \frac{\partial f(X_0, L)}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{-K^0 R}{g P_0^0} & \frac{R}{g} \ln\left(\frac{P_1}{P_0^0}\right) \\ \vdots & \vdots \\ \frac{-K^0 R}{g P_0^0} & \frac{R}{g} \ln\left(\frac{P_i}{P_0^0}\right) \end{bmatrix} \text{ est la jacobienne de } f \text{ par rapport aux inconnues } X \text{ au point } (X_0, L).$$

$$D = \frac{\partial f(X_0, L)}{\partial \tilde{L}} = \begin{bmatrix} -1 & 1 & \frac{K^0 R}{gP_1} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 1 & \frac{K^0 R}{gP_2} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & \frac{K^0 R}{gP_i} \end{bmatrix}$$

est la jacobienne de  $f$  par rapport aux valeurs théoriques des observations  $\tilde{L}$  au point  $(X_0, L)$ .

$$\Sigma_L = \begin{bmatrix} \sigma_{h_0}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{h_1}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_P^2 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{h_2}^2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_P^2 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_{h_i}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \sigma_P^2 \end{bmatrix}$$

est la matrice de covariance des observations.

Les observations sont supposées indépendantes les unes des autres : la matrice  $\Sigma_L$  est donc diagonale (i.e. aucune covariance entre les mesures). Les paramètres ajustés peuvent alors être obtenus en calculant les matrices suivantes :

$Q = D \Sigma_L D^T$ , la matrice de covariance des équations d'observations, puis  $N = A^T Q^{-1} A$  et  $C = A^T Q^{-1} W$  qui sont respectivement les premiers et seconds membres du système normal, et, enfin,  $\hat{X} = X_0 - N^{-1} C$  les valeurs des paramètres déterminés par moindres carrés.

Un seuil de convergence, calculé avec la norme 1 sur  $-N^{-1} C$ , est fixé au début du calcul. Si ce seuil n'est pas atteint, un nouveau calcul est effectué en posant  $X_0 = \hat{X}$  en ayant pris le soin de recalculer les matrices  $W$ ,  $A$  et  $D$ . Ce calcul itératif est réalisé jusqu'à ce que le seuil de convergence soit atteint. Nous avons fixé un seuil à 0.01. Ceci signifie que le calcul est arrêté lorsque les paramètres  $P_0$  et  $K$  varient d'un équivalent en hauteur de moins de 1 mm (cf. tableau 3).

### III.4.2. Simplification du problème

La matrice  $Q$  intervenant dans les calculs correspond à la matrice de covariance des  $i$  équations d'observations du problème [15]. De part la configuration du problème posé, cette matrice n'est pas diagonale. En effet, la premier vecteur colonne de la matrice  $D$  qui contient  $i$  valeurs -1 (associées aux  $i$  dérivées partielles des équations par rapport à  $h_0$ ) a pour conséquence de faire en sorte que les coefficients non diagonaux de  $Q$  sont égaux à  $\sigma_{h_0}^2$ . C'est logique car la mesure  $h_0$  est présente dans toutes les équations d'observation qui sont donc ainsi corrélées les unes aux autres de

part de cette mesure. Cependant, la mesure  $h_0$  est déterminée de manière statique par GPS avant de commencer le vol. On sait que la précision d'une moyenne arithmétique décroît comme la racine du nombre de mesures effectuées (en supposant que les mesures sont indépendantes et de même précision, au pire égale à la moins bonne de l'ensemble d'entre elles). En restant suffisamment longtemps, nous pouvons dire que l'observation  $h_0$  a une précision suffisamment faible pour la considérer nulle.

À titre d'illustration, en prenant le cas où chaque mesure effectuée a une précision de 2 mètres (cas du GPS avec les mesures de codes), et en effectuant des mesures pendant 2 minutes à 10 Hz, nous avons  $2 * 60 * 10 = 1200$  mesures. La précision associée à  $h_0$  est alors de  $\frac{2}{\sqrt{1200}} \simeq 0,06 m$ . Initialement prise comme une observation,  $h_0$  est désormais considérée comme une constante dans notre problème. Les matrices  $D$  et  $\Sigma_L$  sont donc à présent égales à :

$$D = \begin{bmatrix} 1 & \frac{K^0 R}{g P_1} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \frac{K^0 R}{g P_2} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & \frac{K^0 R}{g P_i} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \Sigma_L = \begin{bmatrix} \sigma_{h1}^2 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_P^2 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{h2}^2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_P^2 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_{hi}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \sigma_P^2 \end{bmatrix}$$

La matrice  $Q$  est à présent diagonale. Elle peut donc être inversée facilement en prenant l'inverse de chacun de ses termes respectifs.

### III.4.3. Optimisation par construction récursive des matrices

Afin d'optimiser le temps de calcul, les matrices  $N$  et  $C$  vont être construites de manière récursive en utilisant les sous-blocs lignes non nuls  $a_j$ ,  $q_j$  et  $w_j$  respectivement associés aux matrices  $A$ ,  $Q$  et  $W$ . En effet, la taille de la matrice  $D$  devient rapidement très grande et elle est très creuse. Typiquement, nous pouvons avoir jusqu'à 24000 équations (5) à prendre en compte (40 minutes de vol avec des mesures à 10 Hz). La matrice  $D$  est alors de taille (24000 – 48000). Il est alors plus rapide de travailler avec uniquement ses termes non nuls pour former les termes  $q_j$ .

On a alors :

$$N = \sum_{j=1}^i a_j^T q_j^{-1} a_j \quad \text{et} \quad C = \sum_{j=1}^i a_j^T q_j^{-1} w_j$$

Note : l'utilisation de matrices *sparses*, qui optimise le stockage de matrices creuses (i.e. avec beaucoup de valeurs nulles), est également possible mais impose d'utiliser une bibliothèque spécifique.

### III.5. Performance de l'estimation sur un vrai vol

Pour effectuer l'estimation par moindres carrés, nous avons la possibilité d'utiliser deux types de mesures du GPS :

- les mesures de phases ;
- les mesures de codes.

Avec les mesures de phases, le GPS nous permet d'obtenir des mesures altimétriques précises puisque la précision est de 2 à 5 cm sur la composante verticale. La précision du GPS utilisant les mesures de codes varie quand à elle de 2 à 10 mètres.

Les mesures de phases ont l'avantage de fournir des mesures bien plus précises que les mesures de codes, mais un problème lié à la position de l'antenne sur notre drone fait qu'il n'est actuellement pas possible d'avoir accès aux mesures de phases pendant le vol, contrairement aux mesures de codes qui sont elles disponibles sans problème. N'oublions pas que notre travail s'inscrit dans un autre projet global qui vise à réaliser un autopilote : les mesures doivent donc pouvoir être reçues en temps réel.

L'objectif est donc de voir si les mesures de codes sont suffisantes pour pouvoir réaliser l'estimation des paramètres du modèle d'atmosphère.

#### III.5.1. Avec les mesures de phases

Dans un premier temps, nous allons présenter les résultats avec les mesures de phases bien que ces mesures ne puissent pas être utilisées en temps réel. De cette manière, nous allons observer quels sont les meilleurs résultats que nous pouvons obtenir.

La formule (5) impose d'avoir des dénivelées d'une certaine importance pour effectuer un premier calcul par moindres carrés. En effet, il n'est pas possible d'estimer les paramètres en restant en position statique au début du vol car le terme  $h_i - h_0$  est proche de 0. Le premier calcul est ainsi effectué lorsque le drone est monté de quelques dizaines de mètres.

Dans l'illustration 10, le premier calcul est effectué avec des dénivelées de zéro à quarante mètres. Par la suite, les calculs sont réalisés toutes les 20 secondes pour observer l'évolution des paramètres estimés au cours du vol.

Remarque : un calcul à chaque nouvelle mesure disponible n'est pas utile car une seule nouvelle mesure n'apporte pas significativement de changement. On ajoute donc un nouveau groupe de mesures toutes les 20 secondes, soit 200 observations.

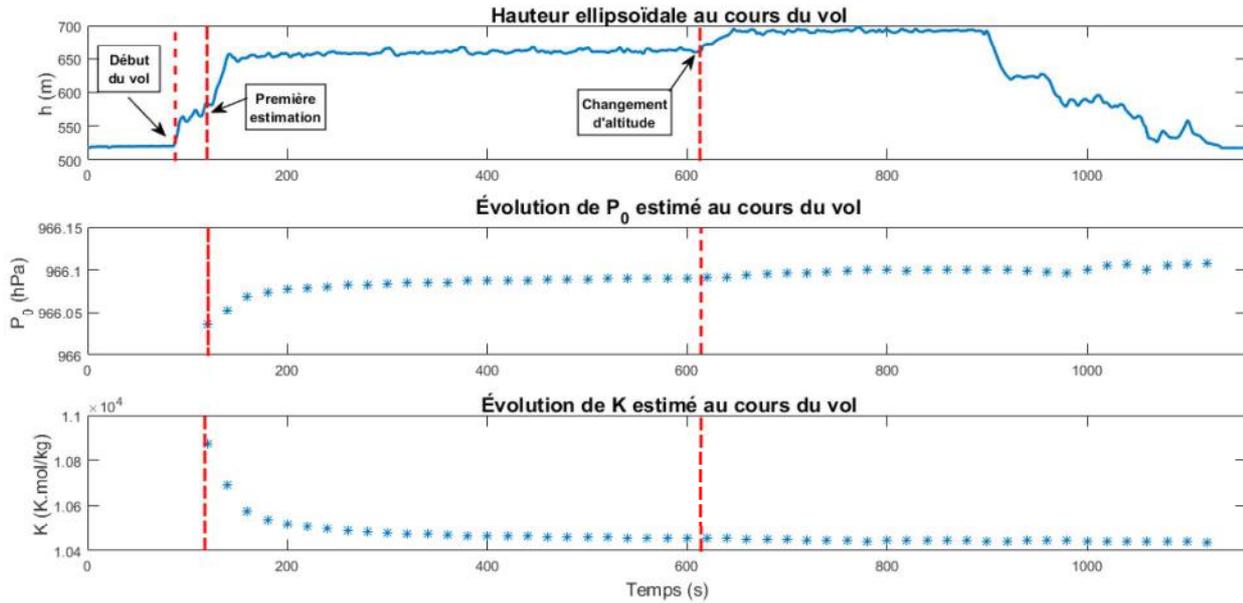


Illustration 10 : Évolution des paramètres estimés  $P_0$  et  $K$  au cours d'un vol (calcul toutes les 20 secondes) sans atteinte du plafond altimétrique au début du vol

Les graphiques ci-dessus nous montrent que les paramètres estimés n'évoluent plus significativement une fois que le drone a atteint une altitude stable. Cependant, lorsque le drone change une nouvelle fois d'altitude, pour atteindre un nouveau palier par exemple, les paramètres évoluent et se stabilisent de nouveau vers leurs nouvelles valeurs. Ceci s'explique par le fait que de nouvelles observations sont disponibles à des altitudes qui n'avaient jusqu'alors pas été atteintes.

Pour éviter l'évolution des paramètres au cours du vol comme dans l'illustration 10 ci-avant (bien que cette évolution soit relativement faible), il est nécessaire de faire voler le drone à l'altitude maximale à laquelle on envisage de voler, voire légèrement au-delà. De cette manière, les paramètres sont bien contraints et estimés avec un ensemble d'altitudes parcourues qui englobe totalement les altitudes pour lesquelles le drone effectuera son vol comme le montre l'illustration 11.

Le principal avantage de voler quelques instants au-delà de l'altitude maximale du vol qui est planifié est qu'il n'est plus nécessaire d'effectuer une estimation des paramètres pendant tout le vol. En effet, une fois le plafond altimétrique atteint, on observe que les paramètres se stabilisent et ne changent plus (cf. illustration 11).

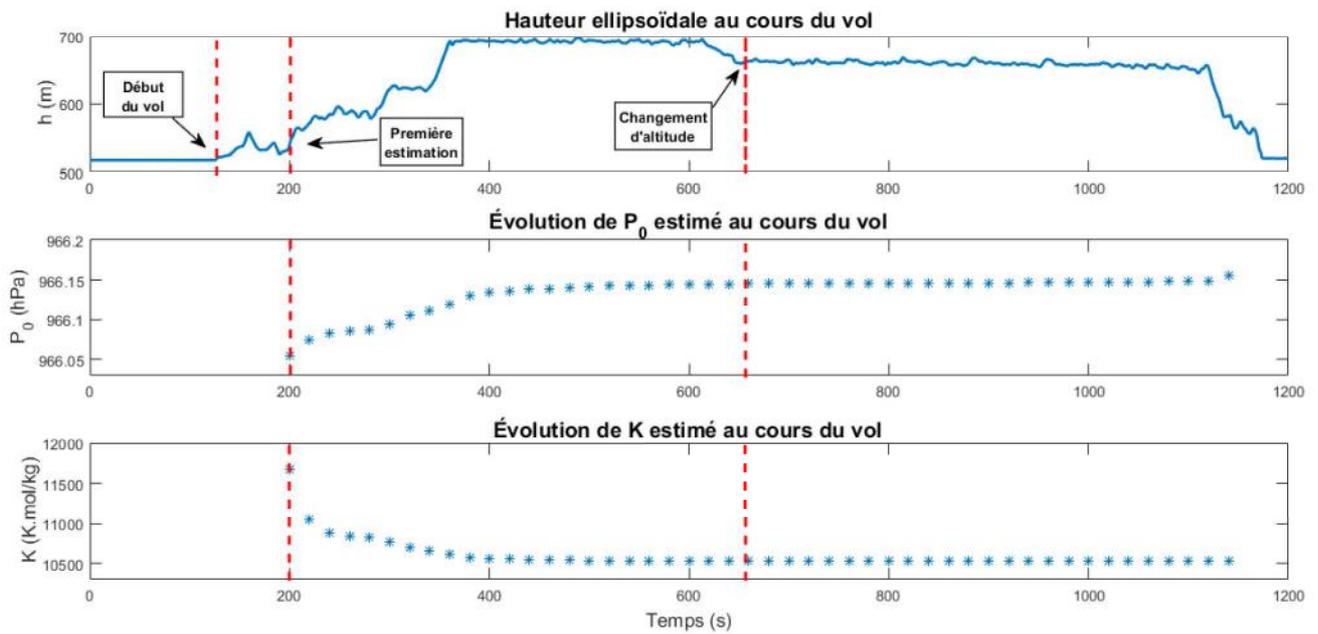


Illustration 11 : Évolution des paramètres estimés  $P_0$  et  $K$  au cours d'un vol (calcul toutes les 20 secondes) avec atteinte du plafond altimétrique au début du vol

Nous pouvons alors caractériser la performance de notre estimation en transformant les pressions mesurées en hauteurs avec la formule de nivellement barométrique qui va utiliser lesdits paramètres estimés. Étant donné que les paramètres ne varient plus significativement une fois l'altitude maximale de vol atteinte, nous pouvons nous contenter d'utiliser ceux qui sont calculés quelques instants après avoir atteint l'altitude maximale de vol. Pour l'exemple qui suit, le premier calcul est effectué à 200 secondes (soit 75 secondes après le début du vol) et les paramètres sont ensuite estimés toutes les 50 secondes. Entre chaque nouvelle estimation, les paramètres calculés les plus récents sont utilisés pour convertir les pressions en hauteurs à l'aide de la formule du nivellement barométrique.

Avant la première estimation, des paramètres par défaut sont utilisés pour calculer la hauteur : pour  $P_0$ , il s'agit de la première pression mesurée par le baromètre et pour  $K$ , il s'agit de la première température mesurée divisée par la valeur de la masse molaire de l'air sec.

Une fois la dernière estimation effectuée (cf. illustration 12), et les paramètres estimés stabilisés, l'erreur moyenne en altitude est de - 18 cm pour un écart-type de 87 cm. Ceci nous montre que notre estimation est plutôt correcte car l'erreur est proche de 0 en moyenne pour un écart-type principalement dû au bruit affectant le baromètre id1 (voir la section IV suivante sur les erreurs stochastiques).

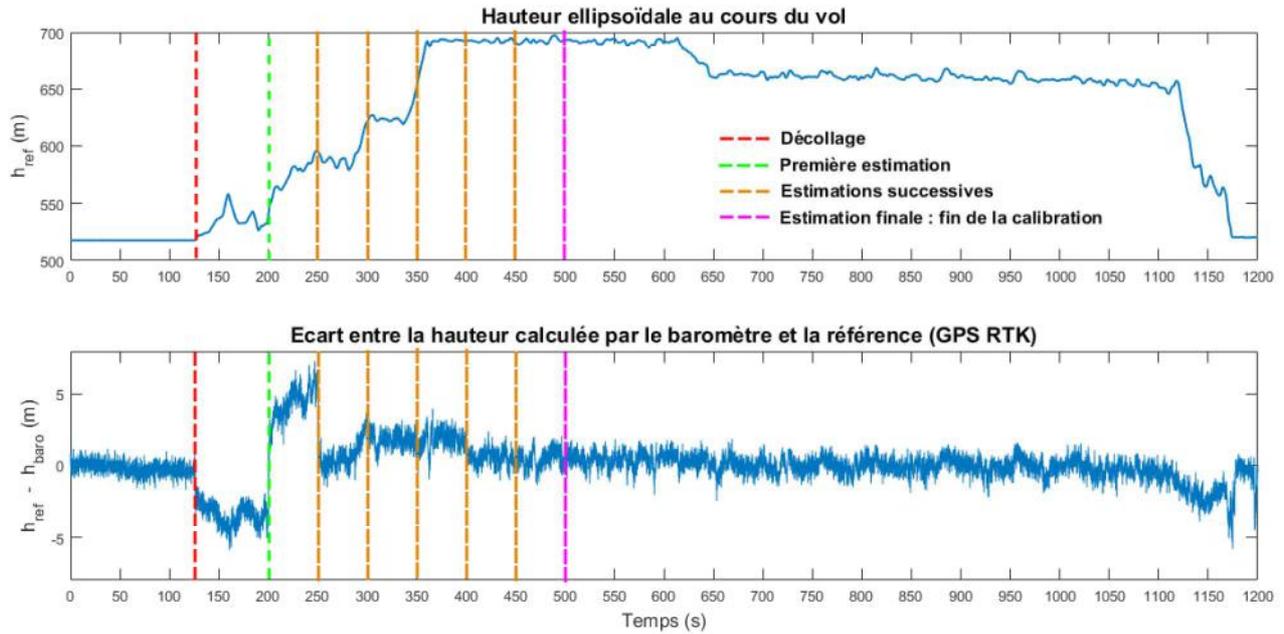


Illustration 12 : Erreur en hauteur par rapport à la hauteur de référence fournie par le GPS

Jusqu'ici, nous avons analysé la performance de notre estimation en regardant l'erreur en hauteur obtenue par la formule de nivellement barométrique par rapport à la référence du GPS utilisé en mode RTK. Cependant, la méthode des moindres carrés nous permet aussi de calculer les précisions des paramètres que nous estimons. Ces paramètres seront indispensables par la suite pour connaître la précision d'une mesure barométrique convertie en hauteur puisque la formule du nivellement barométrique que nous utilisons utilise des paramètres ayant une certaine précision.

Là encore, nous observons sur l'illustration 13 qu'une fois le plafond altimétrique atteint, les précisions se stabilisent ( $\sigma_{P_0} = 0,13$  Pa et  $\sigma_K = 1$  K.mol/kg) et ne varient plus lorsque l'on change de palier.

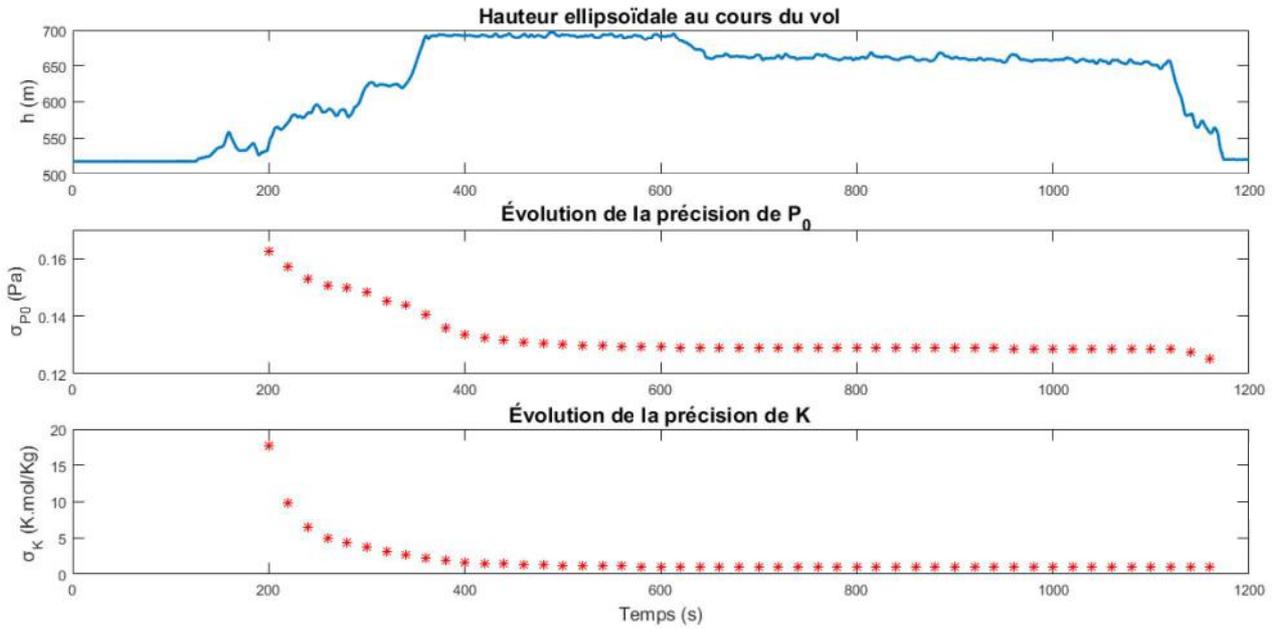


Illustration 13 : Évolution des précisions des paramètres calculés au cours du vol (calcul toutes les 20 secondes)

### III.5.2. Avec les mesures de codes

Dans la partie précédente, nous avons vu que l'estimation du modèle d'atmosphère est possible en utilisant les mesure RTK du GPS. Il est à présent nécessaire de voir si cela fonctionne avec les mesures de codes puisque ce sont ces mesures qui sont disponibles en temps réel sur le drone.

Nous observons sur l'illustration 14 des résultats similaires que ceux obtenus avec le GPS en mode RTK. Une fois que l'altitude maximale de vol est atteinte, les paramètres estimés se stabilisent.

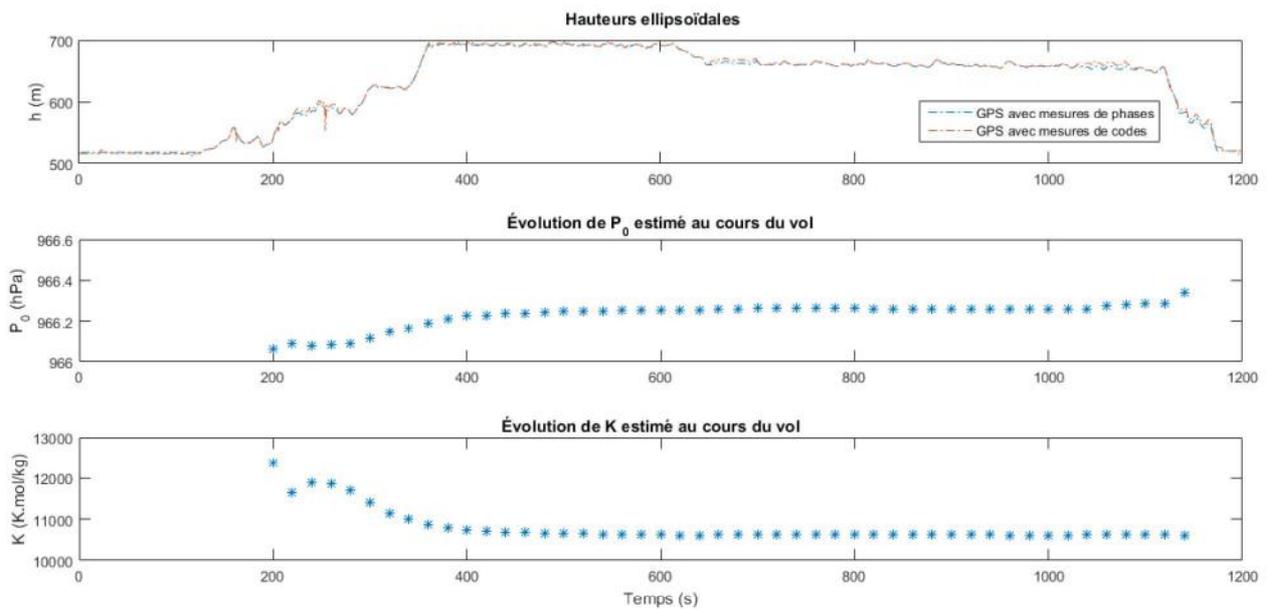


Illustration 14 : Évolution des paramètres estimés  $P_0$  et  $K$  au cours d'un vol avec les mesures de codes (calcul toutes les 20 secondes) avec atteinte du plafond altimétrique au début du vol

En ce qui concerne l'erreur sur la composante verticale – graphique du bas de l'illustration 15 – la moyenne est égale à 91 cm pour un écart-type de 1,18 m pour les hauteurs barométriques calculées après la dernière estimation. Ces valeurs sont plus élevées que celle trouvées avec le RTK (-18 cm pour l'erreur moyenne et 87 cm pour l'écart-type) ce qui peut s'expliquer par le fait que lors de l'ajustement avec les mesures RTK, les hauteurs utilisées sont plus précises.

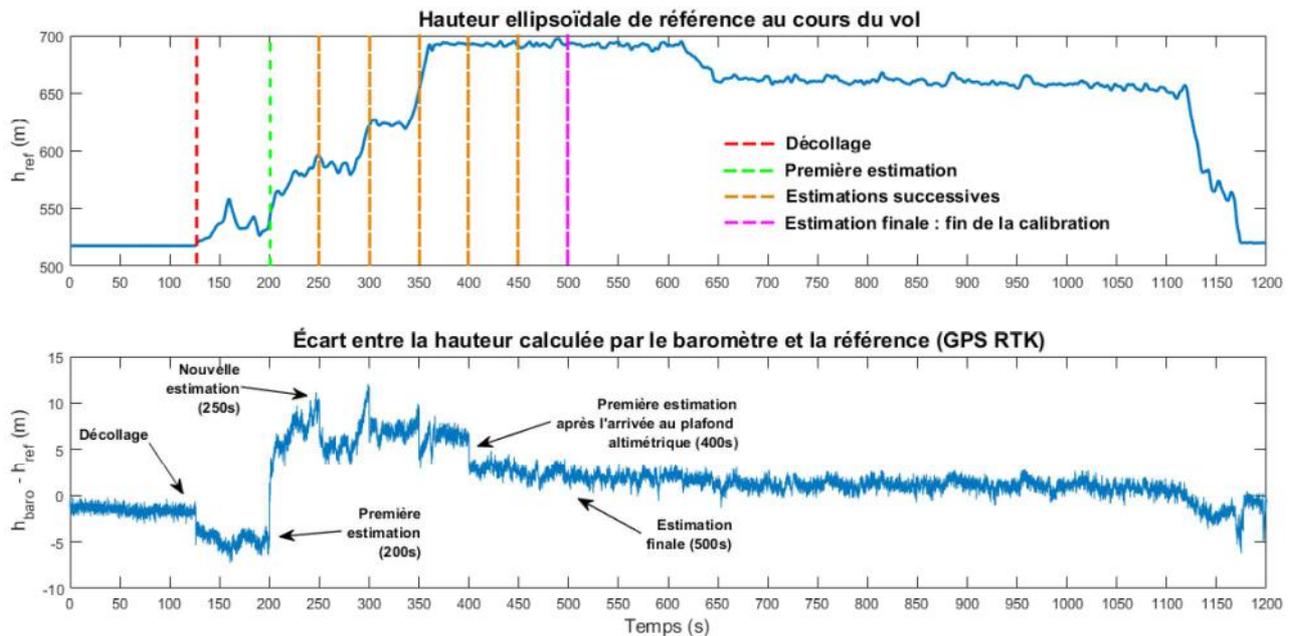


Illustration 15 : Erreur en hauteur par rapport à la hauteur de référence fournie par le GPS RTK

Sur l'illustration 16, les précisions des deux inconnues estimées corroborent cette explication puisqu'elles sont plus élevées que celles que nous avons trouvées en utilisant le GPS avec les mesures de phases. Elles se stabilisent respectivement autour de 0,38 Pa et 2,7 K.mol/kg (contre 0,13 Pa et 1 K.mol/kg avec les mesures de phases).

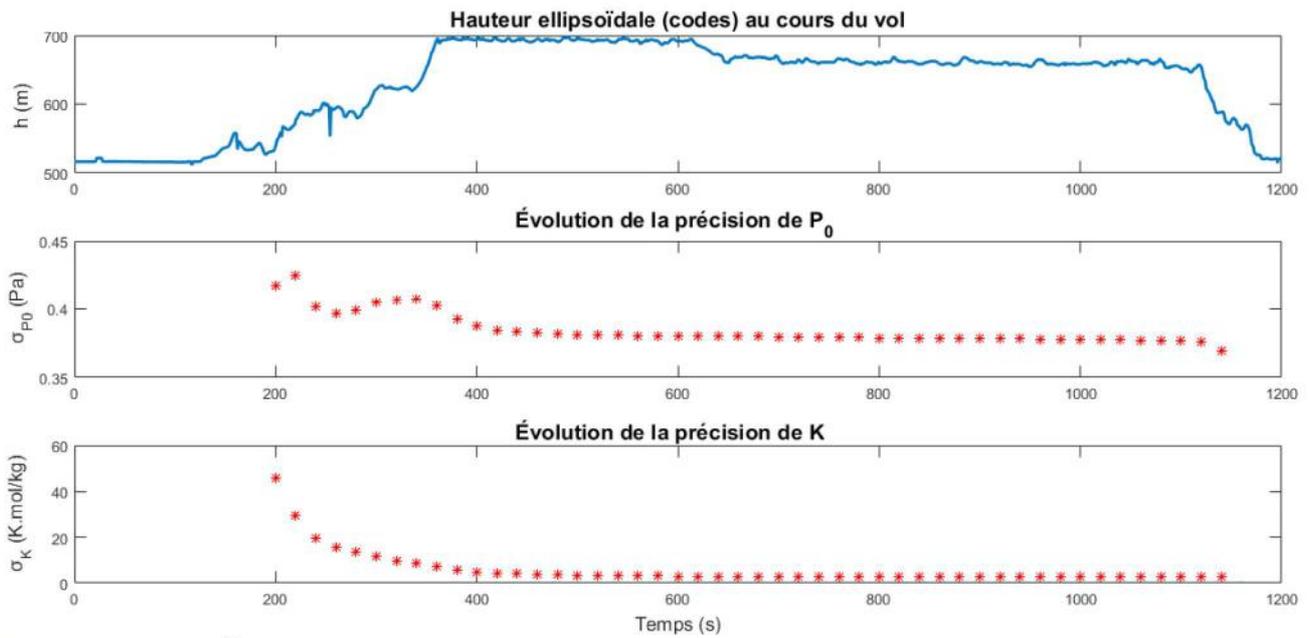


Illustration 16 : Évolution des précisions des paramètres calculés au col du vol avec les mesures de codes (calcul toutes les 20 secondes)

En conclusion, il est donc possible d'utiliser les mesures de codes pour estimer les paramètres du modèle d'atmosphère. La performance de l'estimation avec les mesures de codes est bien entendu moins performante que celle que nous aurions pu faire avec des mesures de phases mais elle reste tout à fait acceptable compte tenu du problème auquel nous faisons face. De plus, les précisions trouvées avec les mesures de codes ne dégradent pas significativement la précision obtenue sur la dénivelée via la formule de la propagation de la variance comme nous le verrons dans la section V.

## IV. Détermination des erreurs aléatoires

Les erreurs aléatoires affectant un capteur sont plus complexes à estimer que leurs homologues systématiques. Ces erreurs sont en effet régies par des processus stochastiques – ou aléatoires – qu'il faut d'abord détecter avant de les estimer.

### IV.1. Processus stochastiques

Comme le rappelle [14], un processus stochastique représente l'évolution discrète ou continue d'une variable aléatoire en fonction de paramètres déterministes. Ainsi, chaque réalisation du processus est différente et unique. Dans notre situation, nous nous intéressons à une évolution discrète de ces processus et nous présentons ci-après les deux processus qui ont été retenus dans ce travail.

#### IV.1.1. Bruit blanc

Les capteurs MEMS sont affectés d'un bruit blanc. Il s'agit d'un processus stochastique pour lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences (spectre plat). Dans la suite de ce travail, on suppose qu'un bruit blanc suit une loi normale centrée de variance  $\sigma_{BB}^2$  (i.e. bruit blanc gaussien).

#### IV.1.2. Processus de Gauss-Markov du premier ordre

Un processus de Gauss-Markov du premier ordre est défini, de manière discrète, par l'équation récursive 
$$\begin{cases} X_{k+1} = e^{-\beta\Delta t} X_k + W_k \\ X_0 = W_0 \end{cases}$$
 avec  $\beta > 0$  et  $W_k$  un bruit blanc gaussien tel que

$$W_k \sim N(0, q) \quad \text{où} \quad q = \sigma_{GM}^2 (1 - e^{-2\beta\Delta t}).$$

Les deux paramètres définissant un tel processus sont donc  $\beta$  et  $\sigma_{GM}^2$ . Le terme  $\Delta t$  caractérise le pas d'échantillonnage du signal.  $\beta$  reflète le degré de corrélation du signal et peut être interprété comme l'inverse d'un temps : on peut ainsi poser  $\beta = \frac{1}{t_{corr}}$ . Si  $\beta$  est grand, le signal est faiblement corrélé dans le temps. À l'inverse, si  $\beta$  est petit, le signal est fortement corrélé dans le temps car  $t_{corr}$  est alors important.

De nombreux autres processus stochastiques existent et affectent certains capteurs mais, comme nous le verrons par la suite, ils ne seront pas présents dans notre signal. Le lecteur curieux peut néanmoins se reporter à [16] pour de plus amples informations relatives à leur sujet.

Un exemple de représentation de ces deux processus est donnée dans la section V (illustration 24) avec des valeurs réelles d'un des capteurs qui a été utilisé pendant cette étude.

### IV.2. Variance des ondelettes et estimation des paramètres avec l'estimateur GMWM

Avant d'estimer les paramètres régissant les processus stochastiques de notre signal, nous

devons dans un premier temps déterminer lesquels sont présents. Comme les expose [16], différentes méthodes existent pour déceler puis estimer les processus stochastiques présents dans un signal. Citons par exemple les méthodes basées sur l'autocorrélation du signal, la variance (totale, d'Allan ou encore de Hadamard) ou la densité spectrale de puissance. Néanmoins, ces méthodes présentent certaines limites. Entre autres, la détermination des paramètres de plusieurs processus de Gauss-Markov superposés est impossible, tout comme l'obtention d'intervalles de confiance des paramètres estimés.

Ces limitations, et d'autres exposées dans [16], ont conduit l'auteur à développer une nouvelle méthode d'estimation des paramètres des processus stochastiques qui est basée sur la variance des ondelettes. C'est la raison pour laquelle nous allons utiliser la variance des ondelettes pour détecter la présence des processus stochastiques au sein de notre signal car elle est ensuite utilisée pour estimer les paramètres desdits processus. Initialement développée pour l'étude des processus stochastiques des capteurs inertiels, la méthode GMWM, et l'estimateur éponyme, peuvent être transposés à l'étude de notre capteur de pression.

### IV.2.1. Présentation de la variance en ondelettes

Comme le mentionne [16], la variance en ondelettes d'un processus fini de  $N$  valeurs  $y_k : k \in \llbracket 1, N \rrbracket$  est une variance particulière qui peut être obtenue en calculant les coefficients en ondelettes  $W_{j,k}$  issus d'une transformée en ondelette discrète modifiée : la transformée en ondelettes discrète à chevauchement maximal. Pour se faire, un filtre en ondelettes de coefficients  $\tilde{h}_{j,l}$  vérifiant certaines hypothèses est utilisé et on obtient les coefficients  $W_{j,k} = \sum_{l=0}^{L_j-1} \tilde{h}_{j,l} y_{k-l}$  où  $j \in \llbracket 1, J \rrbracket$ .  $J$  est la plus grande échelle de décomposition utilisée pour calculer la variance en ondelettes. Ils permettent de calculer un estimateur convergent  $\hat{v}^2(\tau_j)$  de la variance en ondelettes à des échelles de temps  $\tau_j$  dit temps moyen :  $\hat{v}^2(\tau_j) = \frac{1}{M_j} \sum_{k=L_j}^N W_{j,k}^2$  avec  $M_j$  le nombre de coefficients du  $j^{\text{ème}}$  niveau de décomposition de la variance en ondelettes. Les fondements mathématiques de la variance en ondelettes peuvent être retrouvés dans [16].

Une fois la variance en ondelettes calculée, les processus aléatoires peuvent être identifiés en analysant les pentes du graphique représentant la variance en ondelettes  $\hat{v}^2$  en fonction de  $\tau_j$ .

Les processus de Gauss-Markov sont représentés par une courbe en forme de cloche, avec des pentes comprises entre 0.5 et -0.5 (cf. illustration 17 ci-contre).

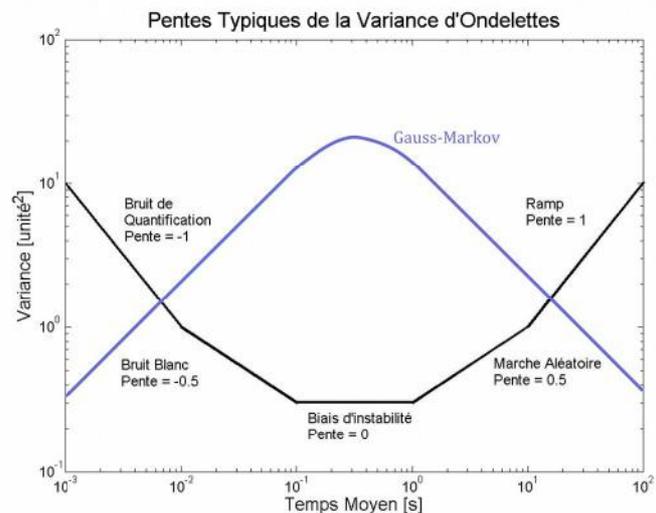


Illustration 17 : Variance en ondelettes d'après [16] pour les processus classiques présents dans les capteurs inertiels et un processus de Gauss-Markov.

## IV.2.2. Application au capteur de pression

### IV.2.2.1. Filtrage du baromètre de référence

Contrairement aux IMU, les signaux utilisés pour calculer la variance en ondelettes du baromètre ne peuvent pas directement être obtenus en le laissant en position statique. En effet, là où les capteurs inertiels fournissent immédiatement l'erreur de mesure en position statique (à une constante près), le baromètre a lui le désavantage de retranscrire les variations de la pression atmosphérique lors de l'acquisition des données. Dès lors, il est inenvisageable d'étudier le signal acquis par le capteur étant donné que ce dernier est affecté de perturbations autres que celles que nous souhaitons déterminer.

Il est donc nécessaire d'utiliser un baromètre de référence afin de quantifier la variation de la pression atmosphérique au cours de l'acquisition des données. C'est la raison pour laquelle nous utilisons le baromètre externe présenté ci-avant dans ce mémoire (cf. section II).

L'écart entre les deux capteurs (qui vaut environ 0,9 hPa – cf. illustration 18) correspond simplement au fait qu'ils sont tous les deux affectés d'un biais sur leurs mesures de pressions. Rappelons que c'est la raison pour laquelle nous ne pouvons pas utiliser la référence en absolu pour étalonner notre baromètre. En revanche, la référence peut très bien être utilisée pour retranscrire des différences relatives de la pression atmosphérique. Comme le montre l'illustration 18, la différence reste constante au cours du temps ce qui signifie que la référence retranscrit très bien les variations relatives de la pression atmosphérique. Si une dérive était présente, elle devrait être identique pour les deux capteurs car la différence en pression reste constante : ceci est donc fortement improbable.

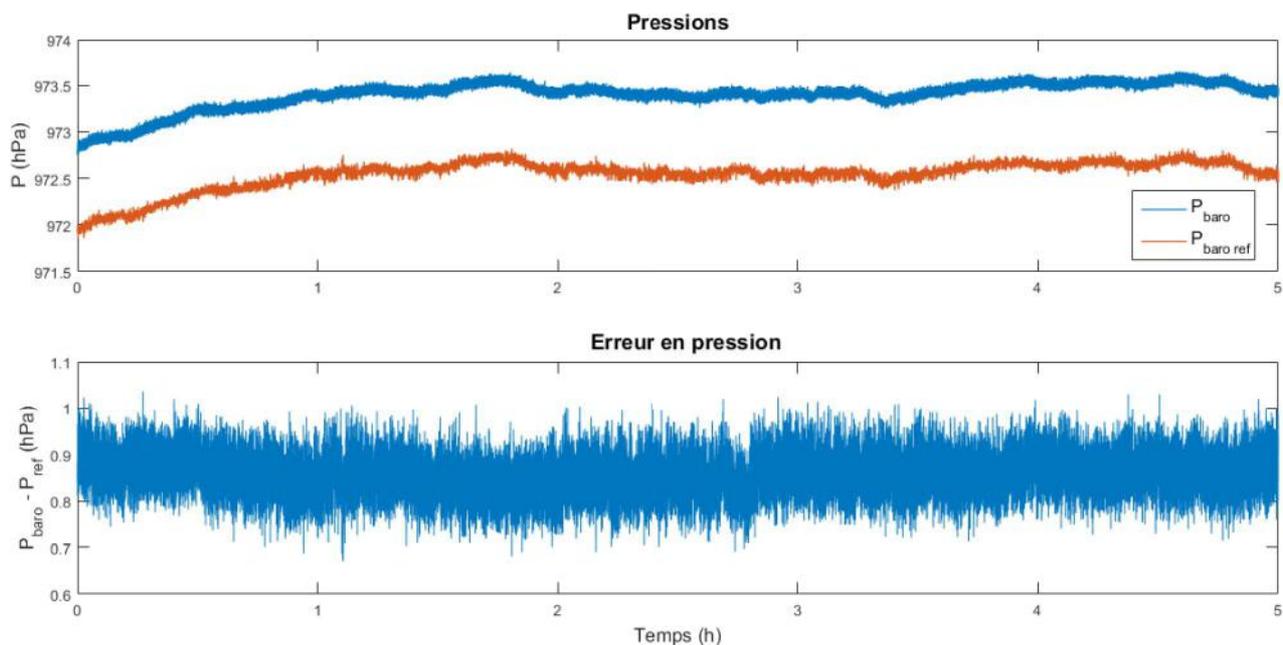


Illustration 18 : Variation de la pression atmosphérique au cours de quelques heures mesurée par les deux capteurs et écarts entre leurs valeurs.

Le fait est que ce baromètre de référence est également un capteur MEMS qui présente aussi un bruit à l'instar de celui du baromètre que nous étudions. Il n'est toutefois pas affecté du problème lié aux IMU qui diffusent leur chaleur. Pour l'utiliser en tant que référence, et supprimer le bruit dont il fait l'objet, deux filtres passe-bas ont été utilisés afin de lisser le signal.

Le premier filtre passe-bas employé est un filtre moyen, également nommé moyenne mobile ou moyenne glissante. Le signal de la référence est filtré en utilisant une moyenne arithmétique mobile de  $E$  échantillons avant et après l'instant que l'on veut filtrer. Plus le nombre d'échantillons  $E$  augmente, plus le lissage du signal d'entrée est important et les variations à de petites échelles de temps atténuées. Plusieurs valeurs de  $E$  ont été retenues pour réaliser ce filtrage : 5, 10, 20, 30 et 60 échantillons. Pour mémoire, la référence fournit des mesures à 1 Hz.

Le second filtre passe-bas utilisé est quant à lui fondé sur une fréquence de coupure  $f_c$ . Le signal de référence est filtré en ne retenant que les fréquences inférieures à la fréquence de coupure choisie. Tout comme pour le filtre moyen, plus la fréquence de coupure est petite, plus le signal sera filtré et seules les variations importantes seront retenues. Nous avons choisi de tester trois fréquences de coupure : 0.1 Hz, 0.05 Hz et 0.01 Hz. Elles correspondent respectivement à des variations de périodes  $T$  égales à 10, 20 et 100 secondes puisque  $T = \frac{1}{f_c}$ . Autrement dit, si on prend comme fréquence de coupure 0.1 Hz, on élimine les variations inférieures à 10 secondes dans le signal.

Ces choix sont confirmés par l'analyse du spectre d'amplitude du signal puisque, comme le montre l'illustration 19, les fréquences au-delà de 0.1 Hz sont des fréquences qui composent le bruit du capteur.

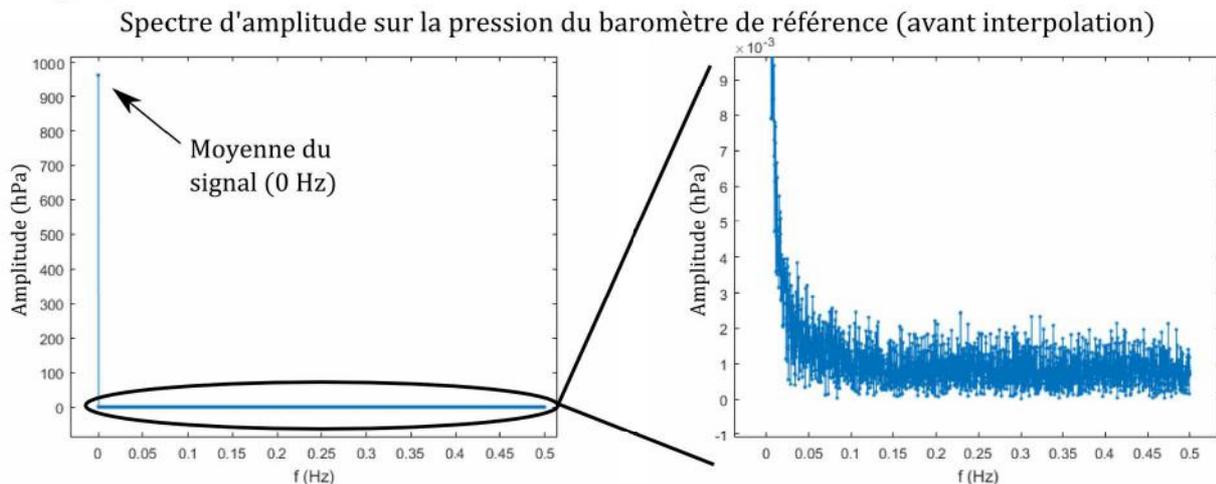


Illustration 19 : Spectre d'amplitude sur la pression du baromètre de référence

Après avoir été filtré par l'un ou l'autre des deux filtres présentés, le signal de la référence est interpolé via une spline pour obtenir un signal à 10 Hz. En effet, le signal du baromètre que nous voulons étudier est à 10 Hz alors que celui de la référence est à 1 Hz : il est donc nécessaire d'obtenir un signal filtré de la référence à 10 Hz.

Remarque : Les variations du signal filtré à 1 Hz sont minimales pour un intervalle de temps de 1 seconde. Une interpolation linéaire est alors quasi-équivalente à l'interpolation spline utilisée.

#### IV.2.2.2. Calcul de la variance en ondelettes

Pour chacun des trois capteurs présents au laboratoire, l'erreur en pression et sur la composante verticale a été calculée en transformant les pressions en altitudes en suivant les étapes décrites par l'illustration 20. En effet, on souhaite utiliser directement la hauteur obtenue par le baromètre via la formule de nivellement barométrique. C'est donc sur cette donnée qu'il faut analyser les erreurs. L'étude de l'erreur du signal en pression a également été réalisée afin d'avoir l'estimation des paramètres des processus aléatoires sur le signal "brut". Nous reviendrons sur cette transformation de l'erreur de pression en composante verticale dans la partie IV.2.4.

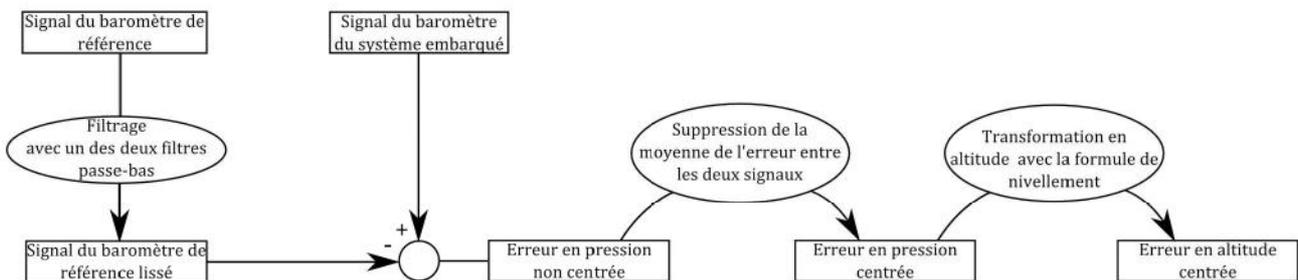


Illustration 20 : Obtention de l'erreur du signal en pression et sur la composante verticale

La suppression de la moyenne de l'erreur en pression entre les deux signaux est due au fait que les deux baromètres ne mesurent pas la même valeur absolue en pression (biais respectifs) comme le montre l'illustration 18.

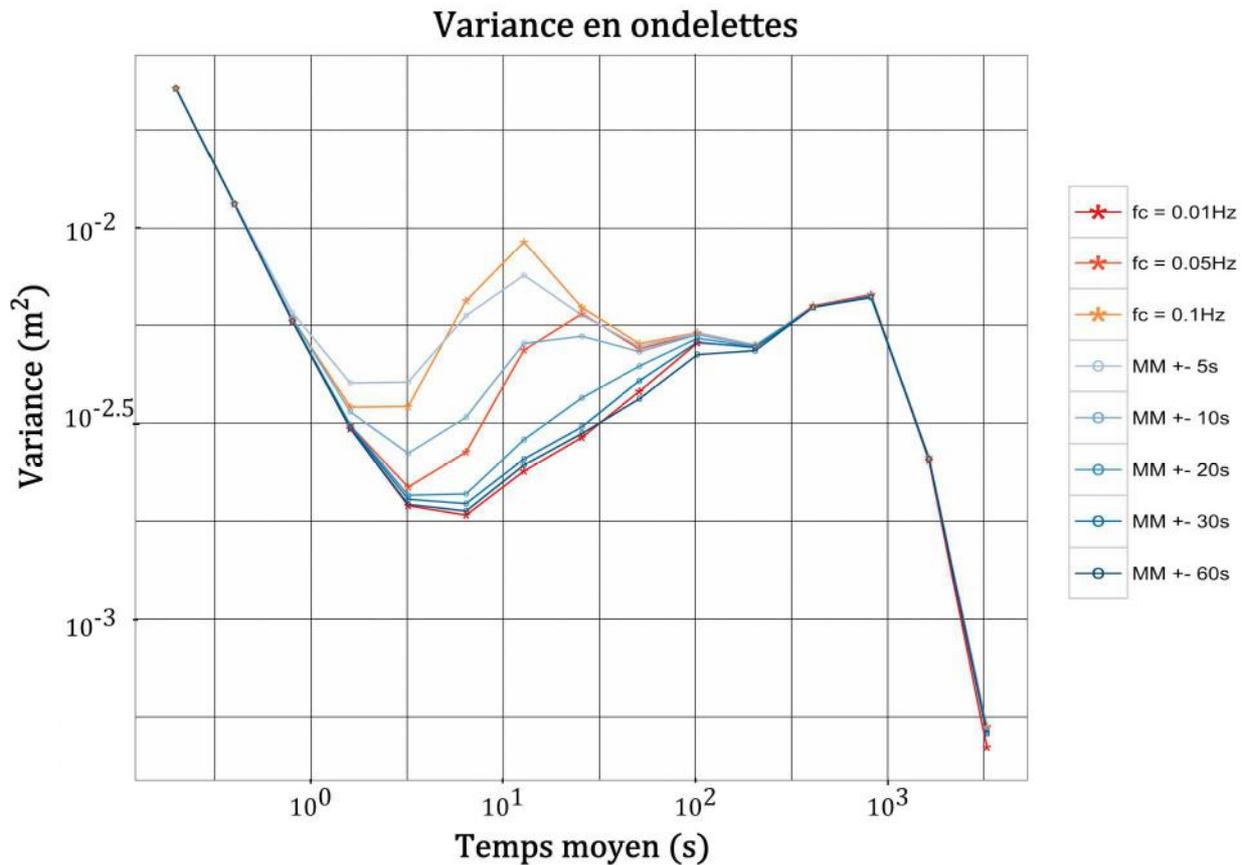
Nous allons pouvoir observer si ces deux filtres donnent des résultats similaires et quelle est l'influence du choix de  $E$  et de  $f_c$ . Bien sûr, on s'attend à ce que la variance en ondelettes ne soit pas la même entre deux calculs où  $E$  varie. Il en va de même pour  $f_c$ . Ceci s'explique par le fait que le signal filtré n'est pas le même en fonction du  $E$  ou du  $f_c$  choisi.

Trois acquisitions ont été réalisées en intérieur pour chacun des capteurs (notées test 1, 2 et 3 dans la suite) et sur des périodes de une à deux heures dans une boîte en plastique fermée. Cela permet de limiter au maximum tout phénomène perturbateur engendré par l'évolution des conditions atmosphériques même si le capteur de référence permet de les quantifier, mais aussi de nous prémunir au cas où une acquisition se passerait mal. En effet, si un problème survient lors de l'acquisition des mesures, les résultats que nous trouverons seront erronés : avec trois acquisitions pour chaque capteurs, cela permet d'éviter cet écueil.

L'illustration 21 nous montre que la variance calculée est similaire pour des temps moyens petits et élevés mais qu'un "bulbe" se détache au centre du graphique.

Nous observons alors plusieurs choses. La première d'entre elles est la présence bien marquée d'une pente de coefficient directeur  $-0,5$  pour des temps faibles. Ceci caractérise la présence d'un bruit blanc dans notre signal d'après l'illustration 17. Ensuite, ne distinguant pas nettement d'autres pentes typiques, nous choisissons d'utiliser un processus de Gauss Markov du premier ordre pour modéliser

nos erreurs aléatoires concernant les temps moyens supérieurs à  $10^1$  secondes.



*Illustration 21 : Allure typique de la variance en ondelettes obtenue pour une acquisition avec le baromètre id2 (test 1)*

$f_c = X \text{ Hz}$  : fréquence de coupure de  $X \text{ Hz}$  utilisée dans le filtre passe-bas

$MM \pm Y \text{ s}$  : Moyenne Mobile effectuée sur  $\pm Y$  secondes avec le filtre moyen

Ainsi, le modèle retenu décrivant les deux processus aléatoires affectant le capteur est composé :

- d'un bruit blanc
- d'un processus de Gauss-Markov du premier ordre

Les résultats sont similaires pour les baromètres id1 et id4 et sont présents en annexes. Pour ces deux capteurs, nous retenons le même modèle pour caractériser les erreurs aléatoires.

### IV.2.3. Estimation des paramètres avec le GMWM

Après avoir identifié les processus stochastiques présents dans notre signal, nous pouvons passer à l'estimation de leurs paramètres. Pour se faire, nous utilisons l'estimateur GMWM qui combine la variance des ondelettes et la méthode des moindres carrés.

Le principe du GMWM est le suivant : on cherche à estimer les paramètres des processus aléatoires retenus en faisant en sorte que la variance des coefficients en ondelettes du modèle soit

égale à la variance empirique des coefficients en ondelettes. Autrement dit, le but est d'estimer les paramètres régissant nos erreurs aléatoires en faisant coller au mieux les paramètres du modèle retenu avec le calcul empirique utilisant la variance en ondelettes comme intermédiaire [14], [16] et [17].

Pour chaque E et  $f_c$ , nous avons déterminé les paramètres des processus stochastiques et ce, pour les trois acquisitions de chacun des capteurs. De cette manière, nous pouvons voir si, d'un essai à l'autre, les résultats concordent.

Les illustrations 22, 23 et 24 résument sous forme de graphiques les résultats obtenus avec l'id2 (en annexes : id1 et id4). Les graphiques regroupent à la fois les résultats du filtre moyen et ceux du filtre utilisant les fréquences de coupures. Pour les fréquences de coupures, on dit que si la fréquence utilisée est de X Hz, alors cela équivaut à supprimer les variations temporelles équivalentes à  $1/X$  secondes.

Si on utilise le filtre moyen et que l'on fait une moyenne mobile sur  $\pm Y$  secondes, cela équivaut à atténuer les variations temporelles équivalentes à  $2Y$  secondes.

Le temps obtenu est appelé *temps équivalent* dans les abscisses des graphiques 22, 23 et 24 qui suivent. Cela permet de comparer les résultats des deux filtres en ayant une même référence de temps.

Exemple : Si on utilise une fréquence de coupure de 0.1 Hz, le temps équivalent obtenu est alors de 10 secondes. Si on utilise un moyenne mobile sur les données de  $\pm 5$  secondes, le temps équivalent est alors aussi de 10 secondes.

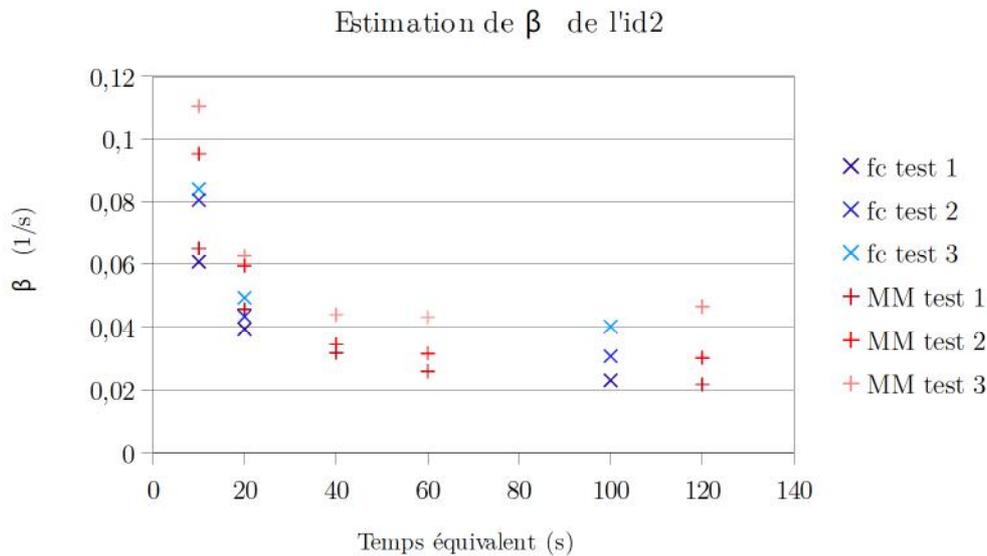


Illustration 22: Estimation du paramètre  $\beta$  du Gauss-Markov de l'id2.

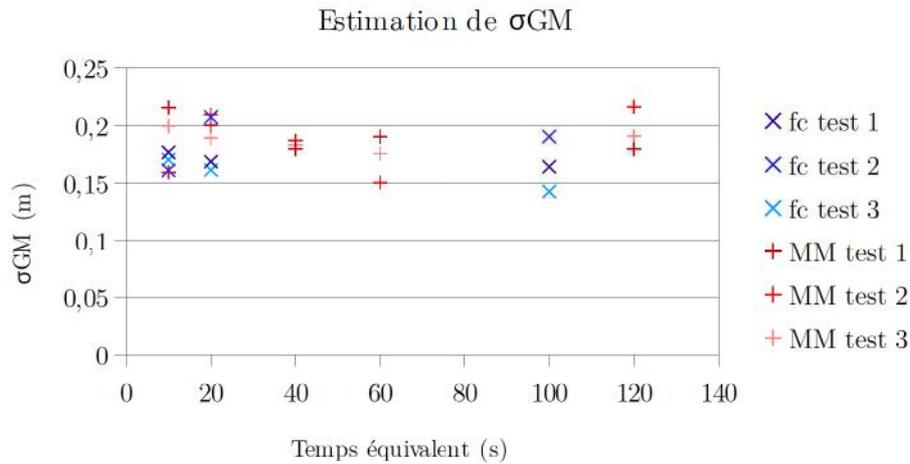


Illustration 23: Estimation du paramètre  $\sigma_{GM}$  du Gauss-Markov du capteur id2.

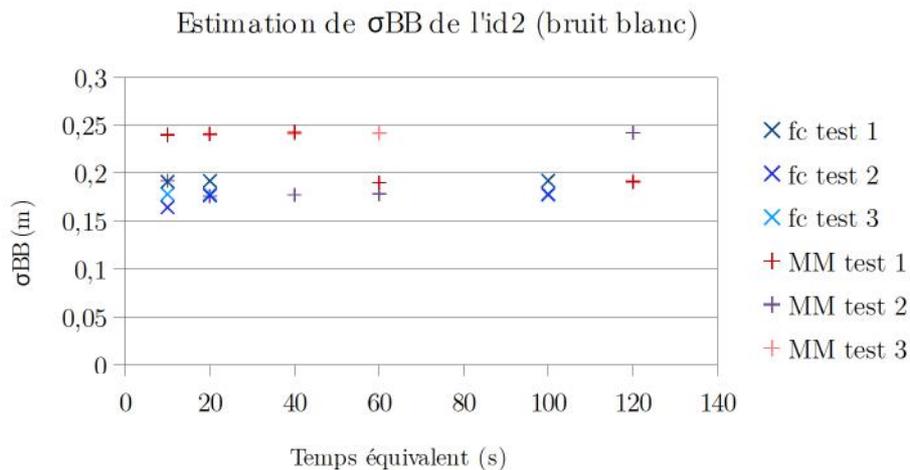


Illustration 24: Estimation du paramètre  $\sigma_{BB}$  caractérisant le bruit blanc du capteur id2.

On observe que les paramètres estimés concordent entre les trois tests et ce, que ce soit avec les fréquences de coupures ou les filtres moyens. En effet, en ce qui concerne les paramètres  $\sigma_{GM}$  et  $\sigma_{BB}$ , ils ne varient que très peu entre les différents essais et les différents temps équivalents utilisés. En ce qui concerne le paramètre  $\beta$ , on pourrait dire que les variations entre les différentes estimations sont importantes (du simple au double) mais ce n'est pas la valeur en absolu au sens classique du terme qui est importante pour ce paramètre, mais bel et bien son ordre de grandeur. Il faut en effet se souvenir que ce paramètre reflète le degré de corrélation du signal dans le temps. Ainsi, c'est son ordre de grandeur qui est important plus que sa valeur absolue.

Au final, les paramètres retenus pour chaque capteur disponible au laboratoire sont rassemblés dans les tableaux 5 et 6.

| Processus      | Paramètre          | Capteur      |              |              |
|----------------|--------------------|--------------|--------------|--------------|
|                |                    | Id 1         | Id 2         | Id 4         |
| Bruit Blanc    | $\sigma_{BB}$ (Pa) | <b>6,3</b>   | <b>2,2</b>   | <b>2,2</b>   |
| Gauss – Markov | $\beta$ (1/s)      | <b>0,012</b> | <b>0,031</b> | <b>0,011</b> |
|                | $\sigma_{GM}$ (Pa) | <b>1,6</b>   | <b>1,7</b>   | <b>1,4</b>   |

Tableau 5 : Résultats du GMWM pour l'estimation des processus stochastiques pour les 3 capteurs du laboratoire sur le signal en pression.

| Processus      | Paramètre         | Capteur      |              |              |
|----------------|-------------------|--------------|--------------|--------------|
|                |                   | Id 1         | Id 2         | Id 4         |
| Bruit Blanc    | $\sigma_{BB}$ (m) | <b>0,55</b>  | <b>0,21</b>  | <b>0,20</b>  |
| Gauss – Markov | $\beta$ (1/s)     | <b>0,012</b> | <b>0,031</b> | <b>0,011</b> |
|                | $\sigma_{GM}$ (m) | <b>0,15</b>  | <b>0,16</b>  | <b>0,12</b>  |

Tableau 6 : Résultats du GMWM pour l'estimation des processus stochastiques pour les 3 capteurs du laboratoire sur la composante verticale pour des conditions typiques.

Des tableaux 5 et 6, nous pouvons noter en particulier que le bruit blanc affectant le capteur id1 est nettement plus fort que celui affectant les capteurs id2 et id4. Les paramètres du Gauss-Markov sont quant à eux similaires pour les trois capteurs ; ce processus affecte les mesures selon un même ordre de grandeur comparativement au bruit blanc, spécialement pour les capteurs id2 et id4 puisque pour ces deux capteurs, le bruit blanc est plus faible que pour l'id1.

Note : La méthode des moindres carrés permet d'obtenir les précisions associées aux inconnues que l'on estime. Cependant, l'estimateur GMWM est encore en cours de développement sous le logiciel R. Après avoir été contactées, les personnes en charge de son développement ont conclu que le problème venait d'un défaut de paramétrage entre un processus de Gauss-Markov (GM) et un processus auto-régressif d'ordre 1 (AR1). Ce problème ayant été résolu tardivement, les précisions des paramètres ajustés n'ont pas pu être mentionnées dans ce rapport.

En plus de la détermination des paramètres des processus aléatoires, l'estimateur GMWM permet de décomposer chacun des processus et de les visualiser relativement à la variance empirique calculée. L'illustration 25 nous montre que c'est le bruit blanc qui prédomine pour un temps moyen plus petit que 1 seconde mais que c'est ensuite le processus de Gauss-Markov qui est présent pour des temps moyens au-delà de  $10^1$  secondes. Le modèle estimé est dans l'intervalle de confiance à 95% ce qui nous montre que le modèle retenu est acceptable.

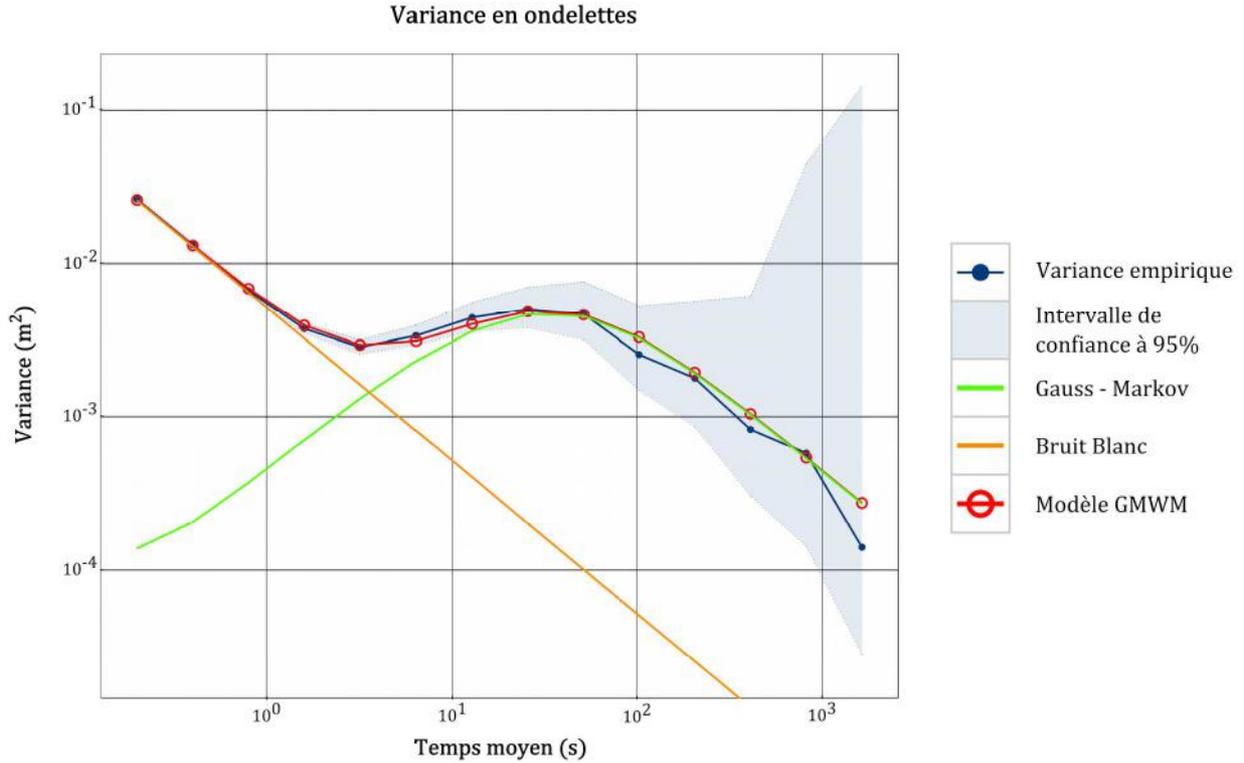


Illustration 25 : Décomposition des processus aléatoires estimés pour le test 1 avec  $f_c = 0,01\text{Hz}$  pour l'id2

#### IV.2.4. Étude de l'erreur sur la composante verticale

Dans la partie IV.2.2.2, nous avons transformé le signal d'erreur en pression en signal d'erreur sur la composante verticale en utilisant la formule du nivellement barométrique (2). Cette application (2) n'est toutefois pas linéaire à cause de la fonction logarithme qui intervient dans les calculs. Cependant, nous pouvons dire que c'est une fonction *presque linéaire*. En effet, si nous notons  $\delta$  le signal d'erreur en pression, nous transformons alors le signal d'erreur en pression  $\delta$  en un signal  $\eta$

$$\text{d'erreur sur la hauteur tel que } \eta = - \frac{R T_0}{M g} \ln \left( \frac{P_0 + \delta}{P_0} \right).$$

Le fait est que l'on peut approximer cette application par une transformation linéaire en utilisant le fait que le développement limité de  $\ln(1+x) \sim x$  au voisinage de 0. En effet :

$$\eta = - \frac{R T_0}{M g} \ln \left( \frac{P_0 + \delta}{P_0} \right) \Leftrightarrow \eta = - \frac{R T_0}{M g} \ln \left( 1 + \frac{\delta}{P_0} \right) \Leftrightarrow \eta \simeq - \frac{R T_0}{M g} \frac{\delta}{P_0} \text{ car } \frac{\delta}{P_0} \text{ est très petit.}$$

Bien entendu, la transformation dépend des constantes  $R$ ,  $T_0$ ,  $M$ ,  $g$  et  $P_0$ , mais elle est linéaire.

Sans le démontrer spécifiquement pour la variance en ondelettes et les processus aléatoires, on admet que le paramètre  $\beta$  ne change pas par transformation linéaire de la pression en altitude, et que les paramètres  $\sigma_{GM}$  et  $\sigma_{BB}$  caractérisant les erreurs du signal en altitude sont obtenus par simple

multiplication du facteur  $\frac{R T_0}{M g P_0}$ . Les paramètres utilisés sont ceux présents dans le tableau 3. Pour

mémoire, ce sont des paramètres classiques utilisés lors du vol d'un drone aux environs de Lausanne.

## V. Fusion des mesures barométriques et inertielles

Dans les sections précédentes, nous avons proposé une manière d'utiliser notre baromètre relativement au problème de chaleur dont il est affecté. Nous avons également déterminé les erreurs dont le baromètre est altéré, et, plus particulièrement, les erreurs aléatoires de ce dernier.

Nous disposons donc d'une formule permettant d'obtenir les hauteurs ellipsoïdales à partir de la pression atmosphérique qui est mesurée. Nous pouvons donc prendre en compte les mesures du baromètre dans le filtre de Kalman utilisé au laboratoire TOPO.

Ce filtre fusionne actuellement les mesures RTK du GPS et les mesures inertielles de l'IMU pour obtenir la position et l'orientation du drone au cours du vol. Dans cette dernière partie, nous allons utiliser les mesures de codes et non plus de phases pour effectuer les calculs, et nous allons plus particulièrement étudier si le baromètre permet de prendre le relais du GPS en cas de perte du signal de ce dernier.

Bien que le processus de Gauss-Markov soit présent dans le signal du baromètre, nous n'en tenons pas compte dans la présente section. Nous supposons que les erreurs aléatoires du baromètre sont uniquement composées du bruit blanc. Cette réduction est induite par le fait que nous allons remplacer les mesures GPS par celles du baromètre dans le filtre disponible du laboratoire et que ce dernier ne permet pas, pour le moment, de prendre en compte un tel processus en plus du bruit blanc. On suppose que le GPS est seulement affecté d'un bruit blanc.

Comme le montre le graphique 26, c'est bel et bien le bruit blanc qui prédomine pour le capteur id1 comme processus stochastique. Le Gauss-Markov est moins important et est négligé pour la suite de cet exposé. Les conditions de filtrages ne seront pas optimales mais nous allons néanmoins observer les résultats que cela nous permet d'obtenir.

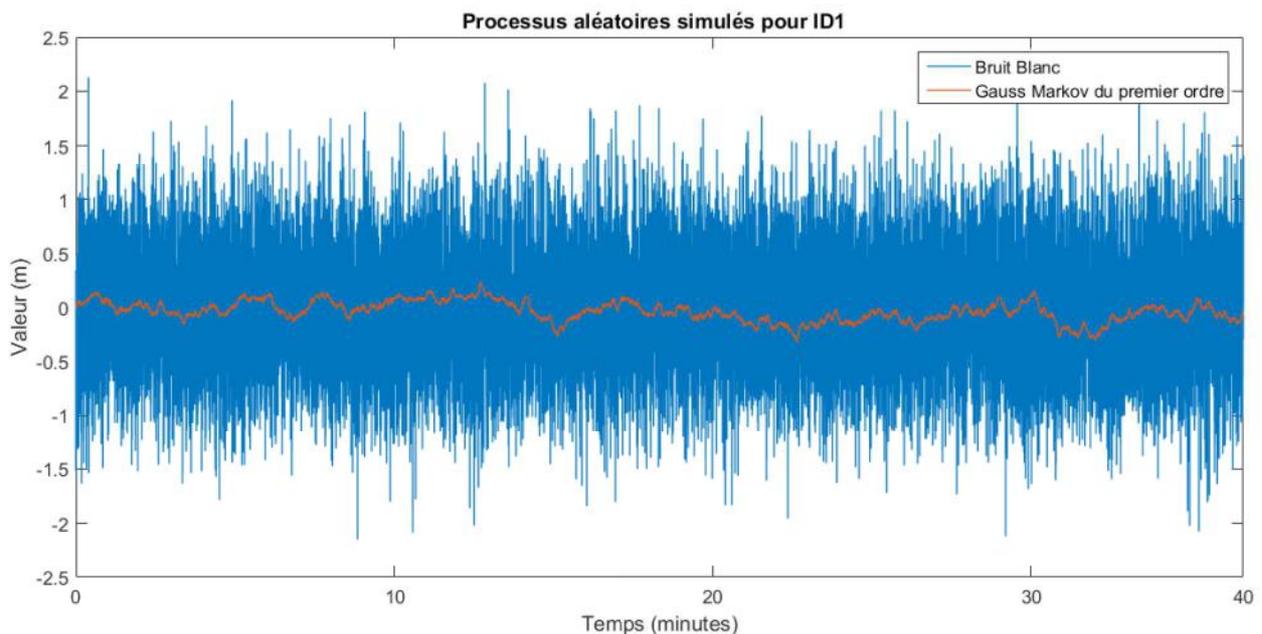


Illustration 26 : Une simulation des deux processus aléatoires déterminés par le GMWM pour l'id1

Remarque : pour les deux autres capteurs, ce n'est pas vrai car le bruit blanc est moins important (voir tableaux 5 et 6) et il ne peut pas être autant négligé par rapport au processus de Gauss-Markov.

### V.1. Couplage lâche GPS – INS et filtre de Kalman étendu

Le système actuellement utilisé au laboratoire est un couplage lâche GPS – INS traditionnel décrit par l'illustration 27. Il permet de fusionner les mesures des deux capteurs dans un filtre de Kalman étendu en les traitant individuellement pour obtenir les paramètres de navigation du drone.

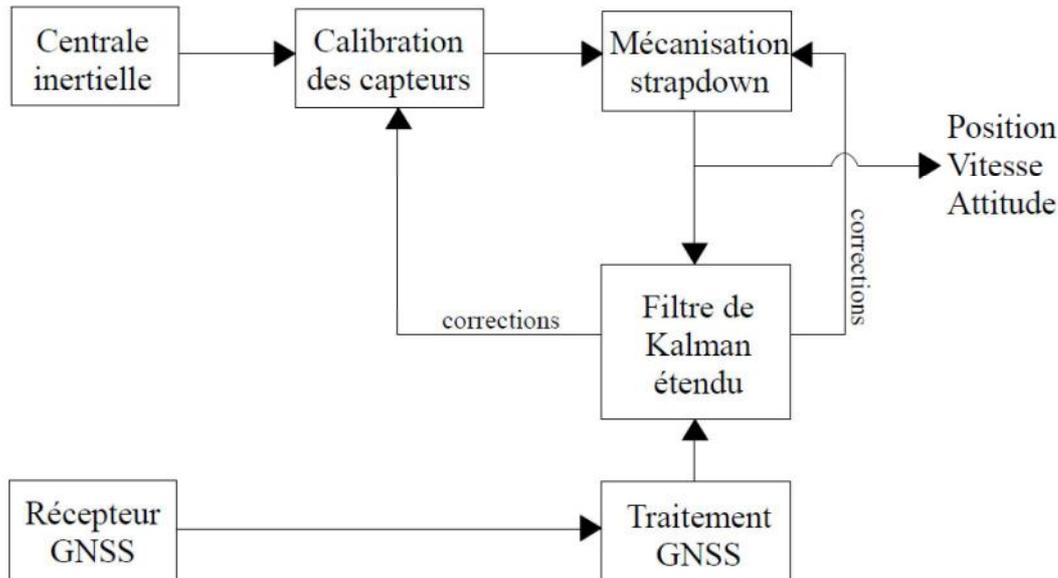


Illustration 27 : Représentation du couplage lâche GPS/INS utilisé. Source : [14].

Sans détailler toutes les équations relatives au filtre, rappelons simplement que le principe général du filtre de Kalman se décompose en deux étapes.

La première étape est une étape de *prédiction* : les mesures à l'instant  $t$  sont utilisées pour prédire quelles seront les mesures que l'on est censé obtenir à l'instant  $t + dt$ , où  $dt$  est l'intervalle de temps entre deux calculs. La seconde étape est une étape de *correction* : les mesures à l'instant  $t + dt$  sont utilisées pour corriger les mesures prédites issues de l'instant  $t$ . Le filtre permet de minimiser la variance de l'erreur d'estimation des paramètres que l'on recherche.

L'ensemble des équations relatives au couplage exposé ci-avant peuvent être retrouvées dans [16].

### V.2. Mesures barométriques

Comme nous l'avons vu, la composante verticale donnée par le baromètre est issue de la formule du nivellement barométrique qui fait intervenir les paramètres estimés  $K$  et  $P_0$ . Ces paramètres ont donc une certaine précision puisqu'ils sont estimés par moindres carrés. Il convient donc de prendre en considération ces précisions pour connaître la précision de notre mesure verticale en utilisant la formule de la propagation de la variance. La hauteur barométrique  $h_{\text{baro}}$  est alors obtenue en faisant la somme de la dénivelée  $\Delta h_{\text{baro}}$  qui provient du baromètre et de la hauteur  $h_0$  déterminée par GPS en statique avant le vol (cf. équation (6)).

$$h_{\text{baro}} = h_0 + \Delta h_{\text{baro}} = h_0 - \frac{RK}{g} \ln \left( \frac{P_i}{P_0} \right) \quad (6)$$

On obtient alors, avec la formule de la propagation de la variance, la variance de  $h_{\text{baro}}$ , notée  $\sigma_{h_{\text{baro}}}^2$ , à partir des variances  $\sigma_{h_0}^2$  et  $\sigma_{\Delta h_{\text{baro}}}^2$  respectivement associées aux termes  $h_0$  et  $\Delta h_{\text{baro}}$  (cf. équation (7)).

$$\sigma_{h_{\text{baro}}}^2 = \sigma_{h_0}^2 + \sigma_{\Delta h_{\text{baro}}}^2 \simeq \sigma_{\Delta h_{\text{baro}}}^2 \quad (7)$$

avec

$$\sigma_{\Delta h_{\text{baro}}}^2 \simeq \left( \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial P_0} \sigma_{P_0} \right)^2 + \left( \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial K} \sigma_K \right)^2 + 2 \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial K} \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial P_0} \sigma_{K, P_0} + \left( \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial P_i} \sigma_{P_i} \right)^2 \quad (8)$$

où  $\sigma_{P_0}$ ,  $\sigma_K$  et  $\sigma_{P_i}$  sont les précisions respectivement associées aux paramètres  $P_0$ ,  $K$  et  $P_i$ ,  $\sigma_{P_0, K}$  la covariance des paramètres  $P_0$  et  $K$  déterminée par moindres carrés et

$$\frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial P_0}, \quad \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial K} \quad \text{et} \quad \frac{\partial \Delta h_{\text{baro}}}{\partial P_i}$$

les dérivées partielles de  $\Delta h_{\text{baro}}$  par rapport à  $P_0$ ,  $K$  et  $P_i$ .

En effet, comme  $h_0$  est déterminé de manière statique avant le début du vol, on a supposé que sa précision pouvait être considérée comme nulle. Les mesures  $P_i$  sont quant à elles indépendantes de  $K$  et  $P_0$  (i.e. covariance nulle) puisqu'elles ne sont pas utilisées pour les estimer (on se place ici après l'estimation des paramètres).

En ne tenant compte que des précisions associées aux paramètres  $K$  et  $P_0$ , la précision associée à une altitude  $h_{\text{baro}}$  est d'environ 10 cm avec les mesures de codes (5 cm avec les mesures de phases). Le bruit des capteurs étant équivalent à environ 20 cm au minimum en altimétrie – et jusqu'à environ 55 cm pour celui que nous utilisons le plus souvent – nous pouvons dire que la précision de la mesure  $h_{\text{baro}}$  est majoritairement issue du bruit du capteur.

### V.3. Simulation de la perte du signal GPS et relais du baromètre

#### V.3.1. Présentation des calculs et des tests réalisés

Dans la suite de cet exposé, lorsque nous parlons du GPS, nous parlons du GPS utilisé avec les mesures de codes (sauf mention contraire).

Pour simuler la perte du signal GPS, nous avons remplacé (dans les fichiers préformatés utilisés au laboratoire) à un instant donné nommé  $t_{\text{outage}}$ , les mesures GPS de hauteurs ellipsoïdales et leurs précisions, par les mesures barométriques et les précisions associées calculées avec les formules (6) à (8) de la partie V.2.

Afin de ne pas prendre en compte les mesures planimétriques, nous leur affectons une variance très élevée : le poids de ces mesures dans les calculs sera alors considéré comme nulle lors du calcul [2].

Nous avons alors réalisé plusieurs calculs :

- Calcul 1 : nous utilisons l'IMU et le GPS pour calculer la hauteur tout au long du vol.
- Calcul 1 bis : nous utilisons l'IMU et le GPS pour calculer la hauteur jusqu'à  $t_{\text{outage}} = 1000$  secondes ; ensuite, seule l'IMU est utilisée. C'est le cas qui se passe actuellement si on perd le signal GPS.
- Calcul 2 : nous utilisons l'IMU et le GPS pour calculer la hauteur jusqu'à  $t_{\text{outage}} = 1000$  secondes ; les mesures GPS sont ensuite remplacées par les mesures barométriques calculées avec les paramètres  $K$  et  $P_0$  issue de la calibration utilisant le GPS.

Nous comparons ensuite ces trois résultats à la trajectoire de référence qui a été obtenue avec les mesures RTK du GPS.

### V.3.2. Résultats et analyses

Pour le premier calcul effectué (Solution 1 – illustration 28), nous observons que la position calculée suit relativement bien la position de référence. En effet, si l'on ne prend pas en compte les instants compris entre 1300 et 1350 secondes pendant lesquels le drone change d'altitude et sur lequel nous reviendrons plus tard, l'erreur moyenne de ce couplage est de -1,1 mètres pour un écart-type de 1,8 mètres.

Pour le deuxième calcul (Solution 1 bis – illustration 28), nous retrouvons un résultat classique énoncé en introduction de ce travail. En effet, dans ce calcul, on simule une perte du GPS et l'on observe que, très rapidement, la hauteur dérive fortement tout comme la précision prédite (graphique 29) qui lui est associée. Cette dérive est due au fait que seule la centrale inertielle permet d'obtenir la position du bolide et que les mesures inertielles dérivent fortement et rapidement dans le temps.

Dans le dernier calcul, où le baromètre est utilisé pour suppléer le GPS sur la composante verticale à partir de  $t_{\text{outage}}$  (Solution 2 – illustration 28), nous observons que les résultats sont semblables à ceux de la solution 1. En effet, dès que le signal GPS est perdu, le baromètre prend le relais ; on observe sur le graphique 29 que la précision prédite diminue et que l'erreur en altimétrie se stabilise. Elle est de surcroît plus petite que l'erreur obtenue avec le GPS et l'IMU respectivement à la référence. Après la perte du signal, l'erreur moyenne est de -29 cm associée à une déviation standard de 1,32 m.

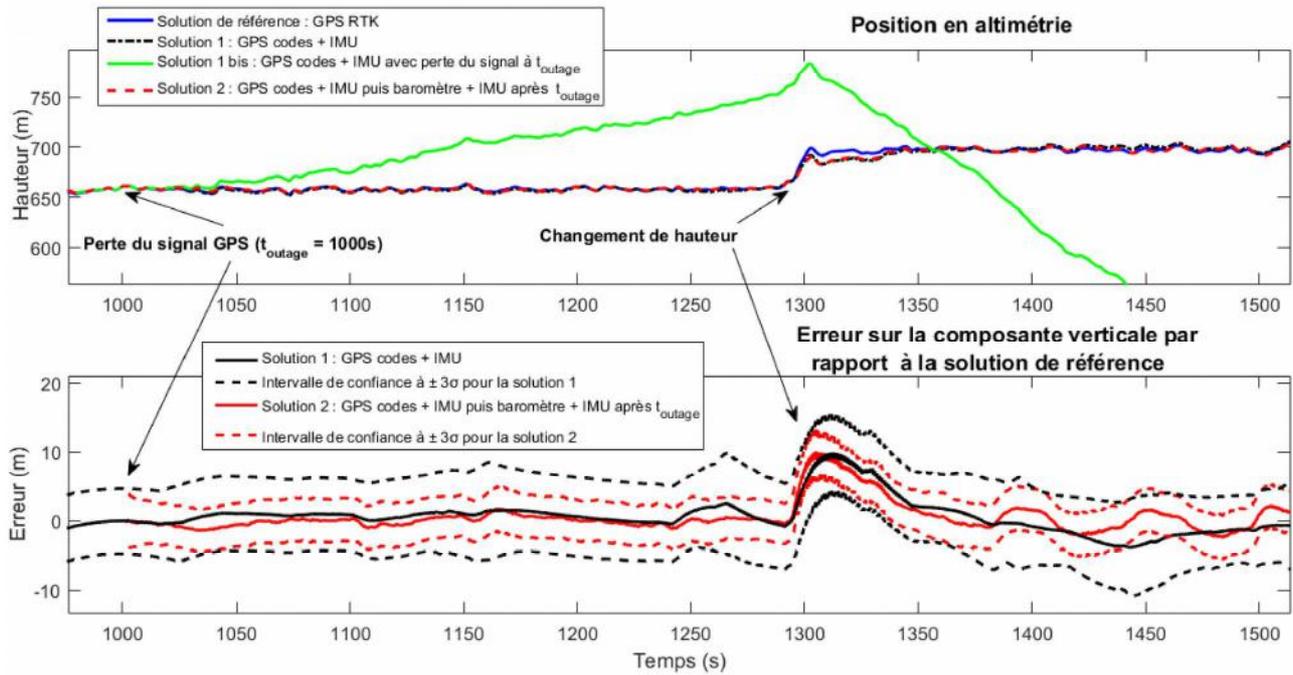


Illustration 28: Hauteurs ellipsoïdales obtenues lors des différents calculs et erreurs par rapport à la solution de référence.

Sur l'illustration 29, nous observons que la valeur de la précision prédite se stabilise quant à elle autour de 1 m : c'est logique puisque dans notre calcul, les précisions des mesures barométriques valent environ 1 mètre alors que celles utilisées dans le calcul avec le GPS sont comprises entre 2 et 3 mètres. Il est donc logique d'obtenir une précision prédite inférieure avec le baromètre qu'avec le GPS.

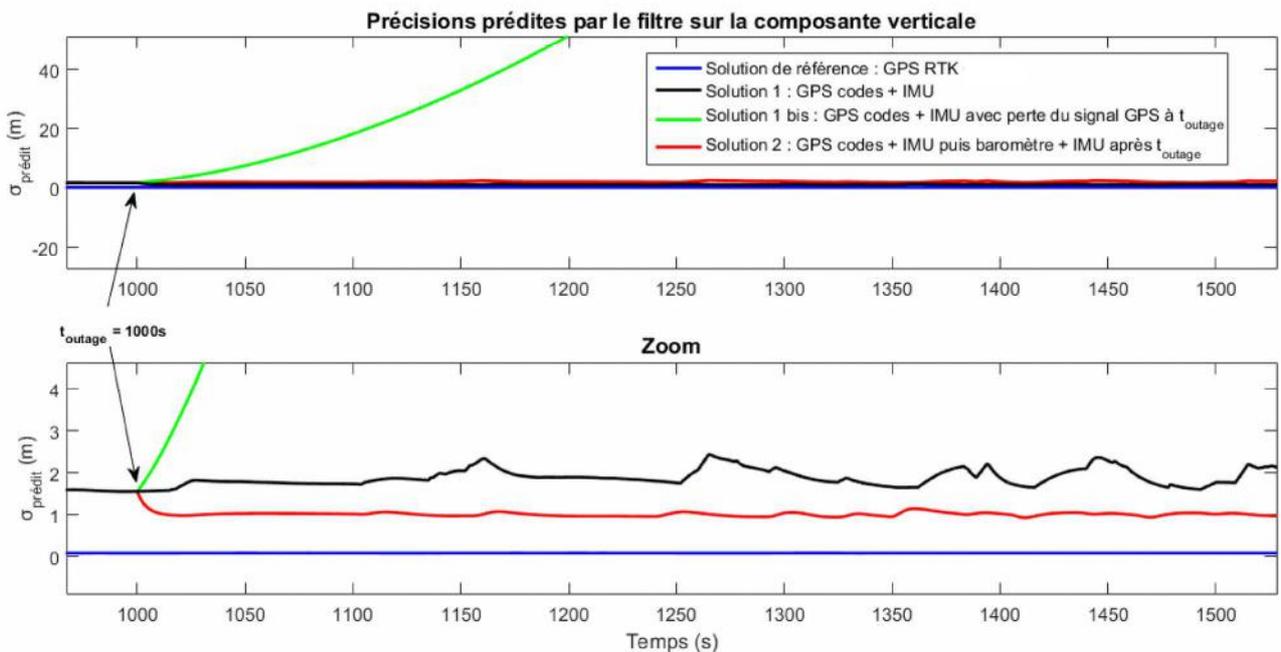


Illustration 29 : Précisions prédites pour les différents calculs effectués (RMS).

À l'issue de ces tests, les résultats que nous obtenons nous permettent de dire que le baromètre peut se comporter comme un pseudo-GPS qui fournirait des mesures sur la composante verticale uniquement. Ainsi, le baromètre peut tout à fait être utilisé pour suppléer le GPS lorsqu'une coupure du signal se présente. De plus, dans l'exemple précédent, nous avons totalement désactivé le GPS après  $t_{\text{outage}}$ . La libération du GPS est ici simulée pendant plus de 500 secondes, et n'arriverait probablement pas en réalité, mais l'on observe que l'altitude est relativement bien stabilisée, et même mieux qu'avec le GPS (erreur moyenne et déviation standard plus faibles).

### V.3.3. Retour sur le changement d'altitude

Dans la partie précédente V.3.2., nous n'avons pas pris en considération les instants compris entre 1300 et 1350 secondes. En effet, que le calcul soit effectué avec le GPS ou le baromètre, la composante verticale fait un saut de plus de 10 mètres par rapport à la solution de référence. Nous pensons que ce problème vient donc de la centrale inertielle car c'est le seul capteur commun aux deux calculs qui sont effectués et rien n'a été décelé dans les mesures RTK (flag, nombre de satellites, DOP entre autres) indiquant un problème à ces instants là. Néanmoins nous constatons que le baromètre permet de stabiliser l'altitude du drone après le changement de palier de ce dernier ce qui nous prouve une nouvelle fois que le baromètre que nous utilisons est efficace et remplit son rôle de pseudo-GPS relativement à la composante verticale.

## VI. Conclusions et perspectives

Réalisé au laboratoire TOPO de l'EPFL, ce Travail de Fin d'Études s'insère dans un projet plus vaste visant à développer, dans le futur, un autopilote pour drone en utilisant le concept de la fusion de capteurs. Parmi les différents capteurs qui sont envisagés d'être utilisés afin de permettre au drone de voler selon un plan bien défini par l'utilisateur, l'un sera un baromètre MEMS. Ce travail s'est ainsi majoritairement concentré sur l'étude et le développement d'un tel capteur disponible au laboratoire.

Dans un premier temps, nous nous sommes concentrés sur la compréhension du fonctionnement du capteur et l'analyse du signal qu'il délivre. Nous avons établi que de la chaleur est diffusée par les centrales inertielles placées juste à côté du baromètre, ce qui altère de manière non négligeable les mesures qu'il donne. Les mesures statiques sont donc biaisées d'une certaine valeur non constante d'un mesurage à un autre et sa modélisation est difficile bien qu'il semblerait que plus la température de l'air est froide, plus la diminution observée en pression est importante. Afin de palier ce problème, la solution proposée consiste à voler quelques minutes afin de créer un courant d'air dans l'environnement du capteur : ceci permet d'atténuer rapidement le phénomène de chaleur observé et d'obtenir des valeurs non altérées dudit phénomène.

Les pressions mesurées par le baromètre peuvent alors être converties en dénivelées. Pour se faire, nous utilisons un modèle d'atmosphère qui comprend, en particulier, la pression et la température du début de vol. Comme nous l'avons démontré, il n'est pas possible de mesurer sans biais ces valeurs avec notre capteur du fait du problème de chaleur dont il est affecté.

Parmi les solutions envisagées, celle retenue consiste à estimer par moindres carrés les paramètres de la formule de nivellement barométrique dans une phase dite de calibration en début de vol via l'utilisation des mesures GPS disponibles. Aux deux paramètres caractérisant le modèle d'atmosphère susmentionné, nous pouvons aussi prendre en compte l'humidité de l'air ainsi que le biais de mesure sur les pressions du baromètre : nous avons en effet choisi de modéliser les erreurs systématiques du baromètre par un simple biais car une dérive dans le temps n'a pas été observée.

Nonobstant, nous avons montré que l'estimation de ce biais n'est pas possible mais que cela ne porte pas à conséquence puisqu'il est repris par l'un des deux paramètres estimés. Une fois la calibration effectuée au début du vol avec des dénivelées importantes, les pressions ont été converties en dénivelées puis hauteurs et ont été intégrées au filtre de Kalman disponible au laboratoire. Nous avons plus particulièrement montré qu'en cas de perte du signal GPS, le baromètre est capable de prendre le relais afin d'effectuer une stabilisation du drone et que la trajectoire sur la composante verticale est même meilleure qu'avec l'utilisation du GPS.

Enfin, nous avons également caractérisé les erreurs aléatoires du baromètre en utilisant une nouvelle technique développée en partie au laboratoire TOPO et initialement destinée à estimer les erreurs aléatoires des capteurs inertiels. Pour cela, nous avons utilisé un baromètre de référence pour quantifier les différences relatives de pressions permettant d'obtenir l'erreur du signal étudié. Nous

avons en particulier établi que les processus stochastiques affectant le baromètre se décomposaient en un bruit blanc et un processus de Gauss-Markov du premier ordre bien que ce dernier ait été négligé lors de l'intégration au filtrage de Kalman utilisé au laboratoire.

Bien entendu, à l'issue de ce TFE, le travail à fournir pour arriver à la réalisation d'un autopilote reste encore extrêmement conséquent, et les études à mener nombreuses. En premier lieu, il serait intéressant de modifier le filtre disponible au laboratoire afin de coupler les mesures barométriques aux mesures satellitaires et inertielles. Le processus de Gauss-Markov identifié pourra alors être pris en compte dans le filtre de Kalman, en particulier dans l'étape de prédiction : les états prédits tiendront compte de la corrélation qui existe dans le signal (via le  $\beta$  du Gauss-Markov) mais aussi du bruit de process qu'il engendre (via le  $\beta$  et le  $\sigma_{CM}$  déterminés). Son apport pourra alors être analysé.

En second lieu, il serait intéressant de développer un système permettant d'obtenir une stabilisation planimétrique du drone. Nous nous sommes ici focalisés sur la composante verticale et avons vu qu'il est possible de stabiliser le drone en altimétrie avec un baromètre. Les deux composantes planimétriques ont ainsi été laissées de côté mais pourraient parfaitement être prises en compte en développant un système dit de flux optique (*optical flow*). Ce système fonctionnerait de la manière suivante : grâce à une caméra montée sur le drone prenant des photos au nadir à intervalles réguliers, et en comparant les différentes prises de vues entre elles à l'aide d'algorithmes de traitements d'images, le système pourrait stabiliser les composantes planimétriques en cas de perte du signal GPS moyennant la connaissance initiale de la hauteur de vol et des paramètres de la caméra.

Nous avons ici détaillé deux perspectives mais de nombreuses autres sont possibles, tout comme la fusion de plusieurs capteurs qui n'admet pas de solution universelle. De nombreuses possibilités existent en effet pour coupler des capteurs. En particulier, un baromètre pourrait être pris en considération dans le filtre de Kalman en choisissant de fixer les paramètres que nous avons choisis d'estimer et en ajoutant un état supplémentaire au filtre afin d'estimer le biais introduit par la mauvaise fixation des paramètres. Nous avons plutôt fait le choix de mettre en place une méthodologie permettant d'obtenir des mesures similaires à celles d'un GPS ce qui permet d'ores et déjà d'utiliser les mesures barométriques en cas de perte du signal satellitaire avec le filtre qui est disponible au laboratoire. L'idée a plutôt été d'essayer d'obtenir de bonnes valeurs altimétriques en estimant à chaque début de vol les conditions atmosphériques plutôt que d'utiliser des paramètres de modèles qui ne reflètent pas la réalité *in situ*.

Pour finir sur une note plus personnelle, je dirais que les bénéfices d'un tel travail sont pour moi nombreux. En effet, outre les connaissances scientifiques que j'ai pu découvrir, ce stage m'a permis d'acquérir des notions générales concernant les drones et leur utilisation. Selon moi, ces appareils représentent une évolution majeure dans les domaines liés à la géomatique et les possibilités qu'ils permettent sont très variées.

Mais l'apport principal que je retiendrai à l'issue de ce stage concerne l'environnement dans lequel ce dernier s'est déroulé. Le monde de la recherche, qui m'était jusqu'alors inconnu, fait en effet preuve d'une démarche et des codes qui lui sont propres pour aboutir à de nouveaux résultats innovants. Il

m'a été possible d'observer cette philosophie de travail et j'ai essayé de la mettre en pratique bien que je ne pense pas me consacrer à de telles activités de recherche dans le futur.

## VII. Bibliographie

- [1] ELMENREICH Wilfried, Sensor Fusion in Time-Triggered Systems [en ligne], Thèse de doctorat pour l'obtention du grade de Docteur ès Sciences, Wien : Technischen Universität, 2002, 157p. Disponible sur : [http://scholar.google.ch/scholar\\_url?url=http://www.cs.umu.se/research/for/dl/Sensors/elmenreich\\_Dissertation\\_sensorFusionInTimeTriggeredSystems.pdf&hl=fr&sa=X&scisig=AAGBfm0W3Nmltp3TwMKnqDgsL1iylgaySg&nossl=1&oi=scholar&ved=0ahUKEwieteQFiZ3NAhVHchQKHVXkBxQQgAMIHSgAMAA](http://scholar.google.ch/scholar_url?url=http://www.cs.umu.se/research/for/dl/Sensors/elmenreich_Dissertation_sensorFusionInTimeTriggeredSystems.pdf&hl=fr&sa=X&scisig=AAGBfm0W3Nmltp3TwMKnqDgsL1iylgaySg&nossl=1&oi=scholar&ved=0ahUKEwieteQFiZ3NAhVHchQKHVXkBxQQgAMIHSgAMAA) (consulté le 30.05.2016).
- [2] VERDUN Jérôme, Cours de Positionnement Dynamique IG5, ESGT, 2015.
- [3] ZHANG, Jieying, EDWAN, Ezzaldeen, ZHOU, Lunchuan, et al. *Performance investigation of barometer aided gps/mems-imu integration*. In : Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2012 IEEE/ION. IEEE, 2012. p. 598-604.
- [4] ZALIVA Vladim and FRANCHETTI Franz, *Barometric and GPS altitude sensor fusion* In : Proceeding of the 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Florence : Italy, May 2014, p. 7525-7529.
- [5] Measurement Specialities, MS5611-01BA03 : Barometric Pressure Sensor, with stainless steel cap [en ligne], 2012. Disponible sur : [www.hpinfotech.ro/MS5611-01BA03.pdf](http://www.hpinfotech.ro/MS5611-01BA03.pdf). (consulté le 8.02.2016).
- [6] Bosch Sensortec, BMP180 Digital Pressure Sensor Datasheet [en ligne], 2013. Disponible sur : <http://www.adafruit.com/datasheets/BST-BMP180-DS000-09.pdf>. (consulté le 8.02.2016).
- [7] Microchip Technology Inc., MCP9808 :  $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$  Maximum Accuracy Digital Temperature Sensor [en ligne], 2011. Disponible sur : [ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/25095A.pdf](http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/25095A.pdf) (consulté le 8.02.2016)
- [8] National Aeronautics and Space Administration, U.S. Standard atmosphere [en ligne], Washington D.C., 1976, 243 p. Disponible sur : [ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19770009539.pdf](http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19770009539.pdf) (consulté le 3.02.2016)
- [9] L'humidité. In : Météo France, Comprendre – Tout savoir sur la météo, le climat et Météo-France, [en ligne]. Disponible sur : <http://www.meteofrance.fr/prevoir-le-temps/observer-le-temps/parametres-observees/humidite> (consulté le 25.05.2016).
- [10] Wikipédia. Formule du nivellement barométrique, [en ligne]. Disponible sur : [http://fr.wikipedia.org/wiki/Formule\\_du\\_nivellement\\_barométrique](http://fr.wikipedia.org/wiki/Formule_du_nivellement_barométrique) (consulté le 1.02.2016).
- [11] Commissions romandes de mathématique, de physique et de chimie, Formulaires et tables : Mathématiques, Physique, Chimie, Tricorne, 2000, 278 p. (ISBN 2-8293-0216-8), p. 196.

- [12] Bureau International des Poids et Mesures, Vocabulaire Internationale de Métrologie, 3<sup>ème</sup> édition, 2012 [en ligne]. Disponible sur : <http://www.bipm.org/fr/publications/guides/vim.html> (consulté de 10.06.2015).
- [13] KLUTER Theo, GECKO4NAV Technical Reference Manual Revision 1.0.
- [14] MABILLARD Romain, Sensor Orientation with Gecko4Nav RIMU, Travail de Master en Géomatique, Lausanne : EPFL, 2013, 58 p.
- [15] DURAND Stéphane, Cours de Topométrie de Précision IG5, ESGT, 2015.
- [16] STEBLER Yannick, Modeling and Processing Approaches for Integrated Inertial Navigation, Thèse de doctorat pour l'obtention du grade de Docteur ès Sciences, Lausanne : École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2013, 194 p.
- [17] MOLINARI Roberto, GMWM Workshop [en ligne], European Calibration and Orientation Workshop, Lausanne, 2016, 10/02/16. Disponible sur : <http://smac-group.com/computing/eurocow-gmwm-workshop> (consulté le 10.06.2016)

## VIII. Table des illustrations

|   |    |
|---|----|
| Illustration 1 : Différence entre précision et exactitude (Source : Henri Broch, Cours de Zététique).....   | 5  |
| Illustrations 2a, 2b, 2c et 2d :.....   | 11 |
| Illustration 3 : Processus de calcul d'une pression à partir des mesures digitales du baromètre.....  | 12 |
| Illustration 4 : Socle où sont montés les capteurs de références utilisés.....  | 13 |
| Illustration 5 : Utilisation de la formule de nivellement barométrique.....   | 16 |
| Illustration 6 : Stabilisation au bout d'une vingtaine de minutes (1200 secondes) des écarts relatifs en pressions et en températures du capteur étudié par rapport aux références.....           | 18 |
| Illustration 7 : Températures de l'IMU, du capteur de pression et du capteur de référence au cours du temps pour une acquisition statique.....  | 19 |
| Illustration 8 : Système électronique avec mousse accolée (normalement avec scotch) à l'IMU et au capteur de pression.....  | 20 |
| Illustration 9 : Pressions et températures fournies par le capteur au cours d'un vol typique.....   | 20 |
| Illustration 10 : Évolution des paramètres estimés P0 et K au cours d'un vol (calcul toutes les 20 secondes) sans atteinte du plafond altimétrique au début du vol.....                           | 28 |
| Illustration 11 : Évolution des paramètres estimés P0 et K au cours d'un vol (calcul toutes les 20 secondes) avec atteinte du plafond altimétrique au début du vol.....                           | 29 |
| Illustration 12 : Erreur en hauteur par rapport à la hauteur de référence fournie par le GPS.....   | 30 |
| Illustration 13 : Évolution des précisions des paramètres calculés au cours du vol (calcul toutes les 20 secondes).....   | 31 |
| Illustration 14 : Évolution des paramètres estimés P0 et K au cours d'un vol avec les mesures de codes (calcul toutes les 20 secondes) avec atteinte du plafond altimétrique au début du vol..... | 31 |
| Illustration 15 : Erreur en hauteur par rapport à la hauteur de référence fournie par le GPS RTK.....   | 32 |
| Illustration 16 : Évolution des précisions des paramètres calculés au col du vol avec les mesures de codes (calcul toutes les 20 secondes).....   | 33 |
| Illustration 17 : Variance en ondelettes d'après [16] pour les processus classiques présents dans les capteurs inertiels et un processus de Gauss-Markov.....                                     | 35 |
| Illustration 18 : Variation de la pression atmosphérique au cours de quelques heures mesurée par les deux capteurs et écarts entre leurs valeurs.....   | 36 |
| Illustration 19 : Spectre d'amplitude sur la pression du baromètre de référence.....  | 37 |
| Illustration 20 : Obtention de l'erreur du signal en pression et sur la composante verticale.....   | 38 |
| Illustration 21 : Allure typique de la variance en ondelettes obtenue pour une acquisition avec le baromètre id2 (test 1).....  | 39 |
| Illustration 22: Estimation du paramètre $\beta$ du Gauss-Markov de l'id2.....  | 40 |
| Illustration 23: Estimation du paramètre $\sigma_{GM}$ du Gauss-Markov du capteur id2.....  | 41 |
| Illustration 24: Estimation du paramètre $\sigma_{BB}$ caractérisant le bruit blanc du capteur id2.....   | 41 |
| Illustration 25 : Décomposition des processus aléatoires estimés pour le test 1 avec $f_c = 0,01\text{Hz}$ pour l'id2.....  | 43 |
| Illustration 26 : Une simulation des deux processus aléatoires déterminés par le GMWM pour l'id1.....   | 44 |
| Illustration 27 : Représentation du couplage lâche GPS/INS utilisé. Source : [14].....  | 45 |
| Illustration 28: Hauteurs ellipsoïdales obtenues lors des différents calculs et erreurs par rapport à la solution de référence.....   | 48 |
| Illustration 29 : Précisions prédites pour les différents calculs effectués (RMS).....  | 48 |

## IX. Table des tableaux

|   |    |
|---|----|
| Tableau 1 : Principales caractéristiques techniques du baromètre MS5611-01BA03.....   | 13 |
| Tableau 2 : Principales caractéristiques techniques des capteurs de références utilisés.....  | 14 |
| Tableau 3 : Influence de la variation des paramètres dans l'équation (2).....   | 17 |
| Tableau 4 : Valeurs ajustées des paramètres du modèle d'atmosphère avec et sans le biais B pour trois simulations de mesures de pressions du baromètre et de dénivelées du GPS..... | 23 |
| Tableau 5 : Résultats du GMWM pour l'estimation des processus stochastiques pour les 3 capteurs du laboratoire sur le signal en pression.....                                       | 42 |
| Tableau 6 : Résultats du GMWM pour l'estimation des processus stochastiques pour les 3 capteurs du laboratoire sur la composante verticale pour des conditions typiques.....        | 42 |

## X. Table des annexes et des illustrations présentes

|   |    |
|---|----|
| Annexe 1 : Formule de la variation de la pesanteur utilisée.....  | 59 |
| Annexe 2 : Démonstrations 1 et 2.....   | 59 |
| Annexe 3 : Variance en ondelettes obtenues pour les différents essais pour chacun des capteurs du laboratoire.....  | 60 |
| Annexe 4 : Résultats du GMWM pour l'estimation des paramètres des processus aléatoires pour l'id1.....  | 64 |
| Annexe 5 : Résultats du GMWM pour l'estimation des paramètres des processus aléatoires pour l'id4.....  | 66 |
| Annexe 6 : Étude de la chauffe du capteur induite par les IMU.....  | 67 |
| Annexe 7 : Méthodologie proposée pour utiliser le baromètre.....  | 70 |
| Annexe 8 : Enchaînement des traitements effectués pour arriver à un fichier .cmb contenant les mesures altimétriques issues du baromètre.....   | 71 |
| Annexe 9 : Enchaînement des traitements effectués pour obtenir le signal d'erreur sur la pression pour détermination des erreurs aléatoires avec le GMWM sur Rstudio.....   | 71 |
| <br>  |    |
| Illustration 30 : Comparaison des deux modèles GMWM pour le test 2 de l'id1 avec $f_c = 0.01$ Hz.....   | 65 |
| Illustration 31 : Influence de la température ambiante sur la diminution en pression du capteur.....  | 67 |
| Illustration 32 : Influence de la température ambiante sur l'augmentation en température du baromètre.....  | 67 |
| Illustration 33 : Croissance exponentielle de l'augmentation en chaleur interpolée par les paramètres $\Delta T_{finale} = 13.98$ °C, $d = 58$ s et $\tau_{chauffe} = 457$ s. Coefficient de corrélation: 99.99%..... | 68 |
| Illustration 34 : $\tau_{chauffe}$ caractérisant le capteur en fonction de la température ambiante.....   | 69 |

# **Annexes**

**Annexe 1 : Formule de la variation de la pesanteur utilisée**

Modèle global utilisé pour calculer la variation de  $g$  aux environs de Lausanne :

$$g = 9,780327 \left( 1 + 5,3024 \cdot 10^{-3} \sin^2(\varphi) - 5,8 \cdot 10^{-6} \sin^2(2\varphi) - 3,086 \cdot 10^{-7} H \right)$$

avec :

- $H$  l'altitude ( $H_{\text{Lausanne}} = 400 \text{ m}$ ) ;
- $\varphi$  la latitude ( $\varphi_{\text{Lausanne}} = 46,5^\circ$ ),

**Annexe 2 : Démonstrations 1 et 2**

**Démonstration 1 :**  $\ln\left(\frac{P_i+B}{P_0}\right) \simeq \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right)$ .

$$\ln\left(\frac{P_i+B}{P_0}\right) = \ln\left[\frac{P_i}{P_0}\left(1+\frac{B}{P_i}\right)\right] = \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right) + \ln\left(1+\frac{B}{P_i}\right) \simeq \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right) + \frac{B}{P_i} \quad \text{car } \frac{B}{P_i} \simeq 0 \quad \text{et nous}$$

savons que le développement limité de  $\ln(1+x) \sim x$  au voisinage 0.

Comme  $\frac{B}{P_i}$  est proche de 0, on peut dire que  $\ln\left(\frac{P_i+B}{P_0}\right) \simeq \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right)$ .

**Démonstration 2 :** On a conjecturé que la valeur estimée par moindres carrés de la pression de référence n'est pas  $P_0$  mais  $P'_0$  tel que  $P'_0 \simeq P_0 - B$ .

On peut ainsi dire que  $\ln\left(\frac{P_i+B}{P_0}\right) \simeq \ln\left(\frac{P_i}{P'_0}\right)$

$$\Leftrightarrow P'_0 \simeq \frac{P_i P_0}{P_i + B}$$

$$\Leftrightarrow P'_0 \simeq \frac{P_0}{\left(1 + \frac{B}{P_i}\right)}$$

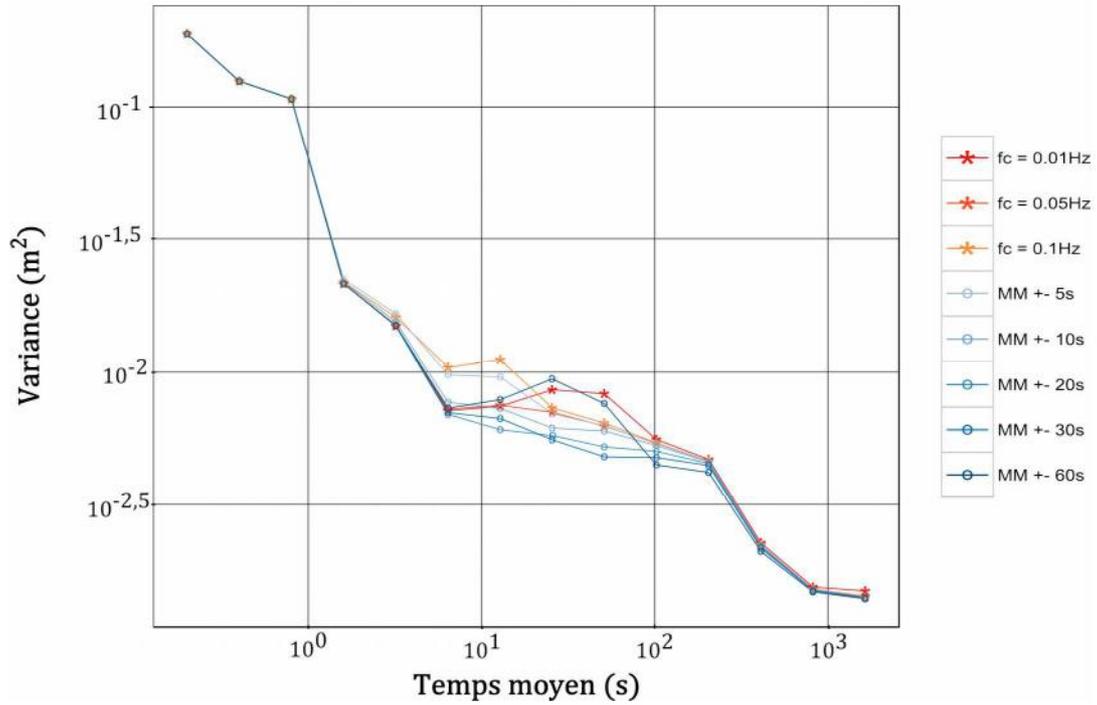
$$\Leftrightarrow P'_0 \simeq P_0 \left(1 - \frac{B}{P_i}\right) \quad \text{car } \frac{1}{1+x} \sim 1-x \quad \text{au voisinage de 0.}$$

$$\Leftrightarrow P'_0 \simeq P_0 - B \frac{P_0}{P_i}$$

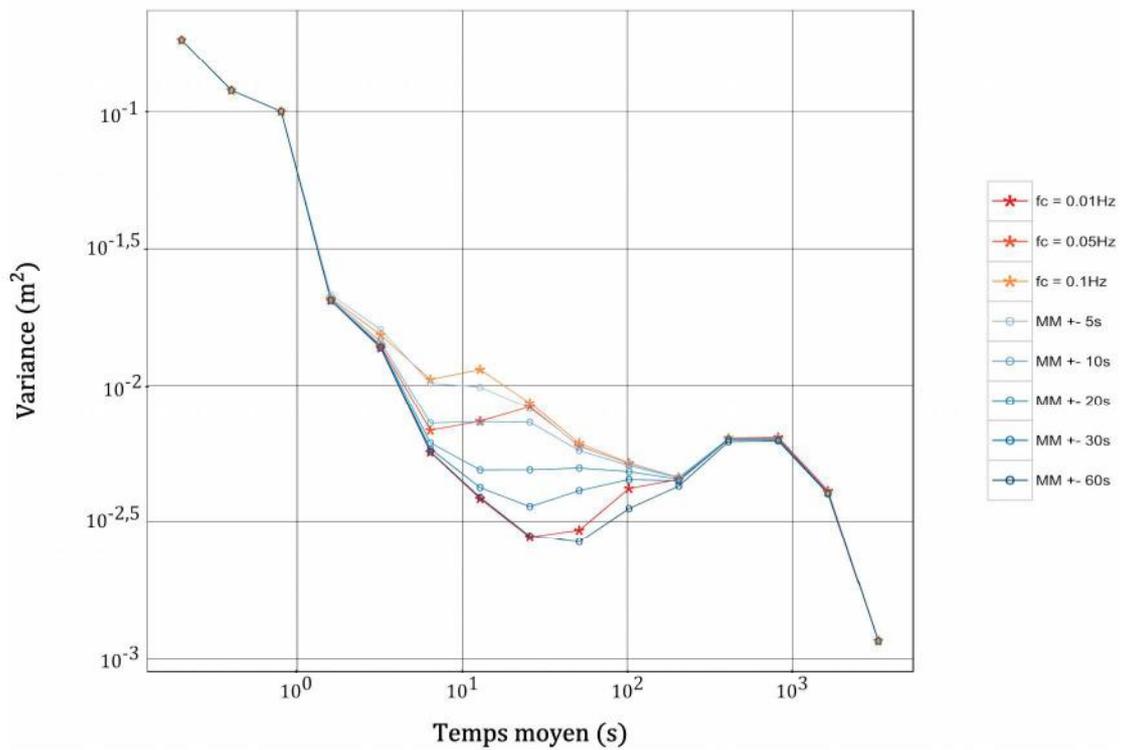
$$\Leftrightarrow P'_0 \simeq P_0 - B \quad \text{car } P_0 \text{ et } P_i \text{ sont très proches.}$$

**Annexe 3 : variance en ondelettes obtenues pour les différents essais pour chacun des capteurs du laboratoire**

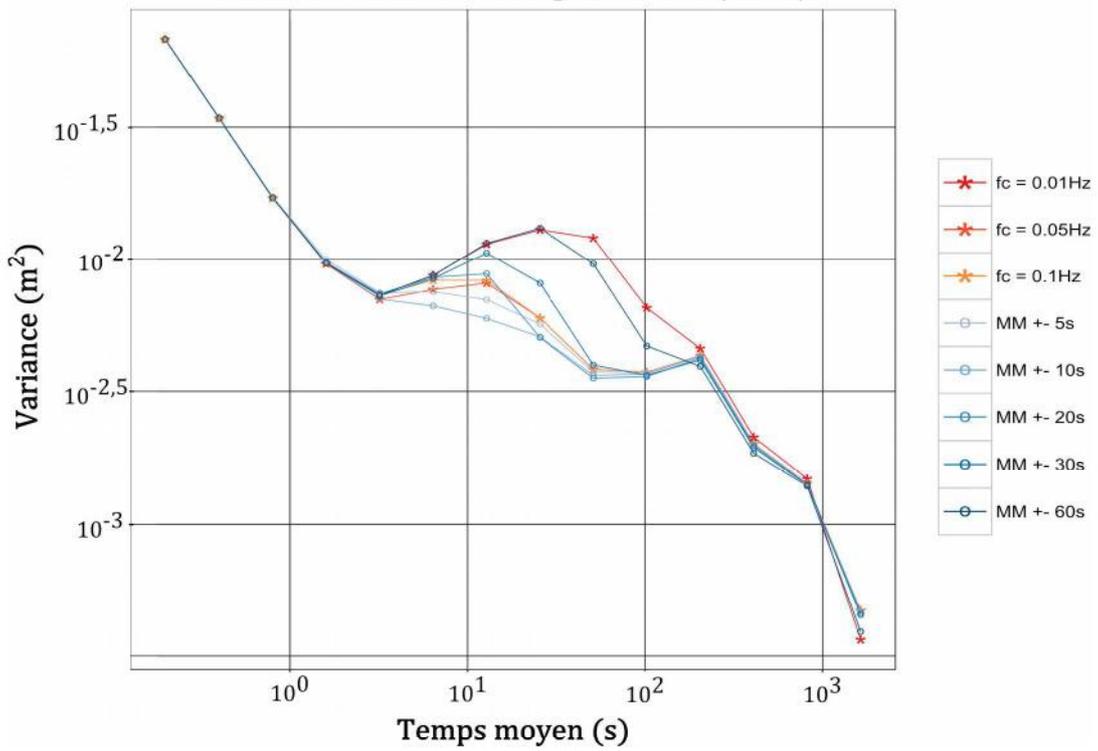
**Variance en ondelettes pour l'id 1 (test1)**



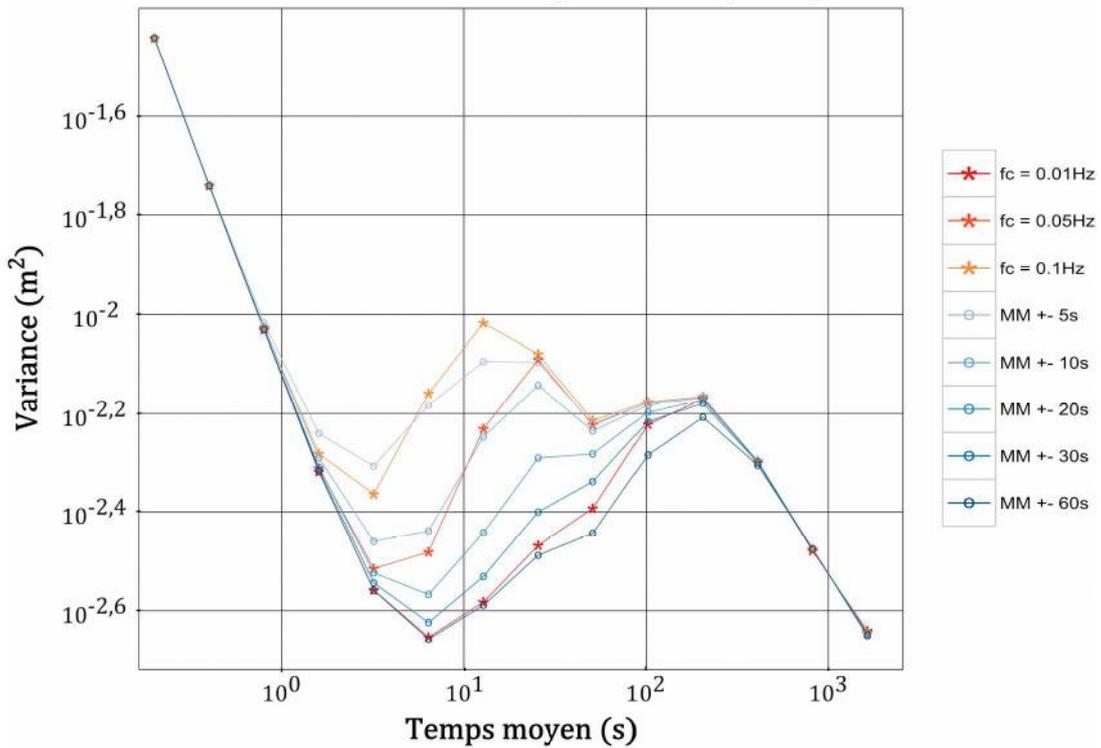
**Variance en ondelettes pour l'id1 (test 2)**



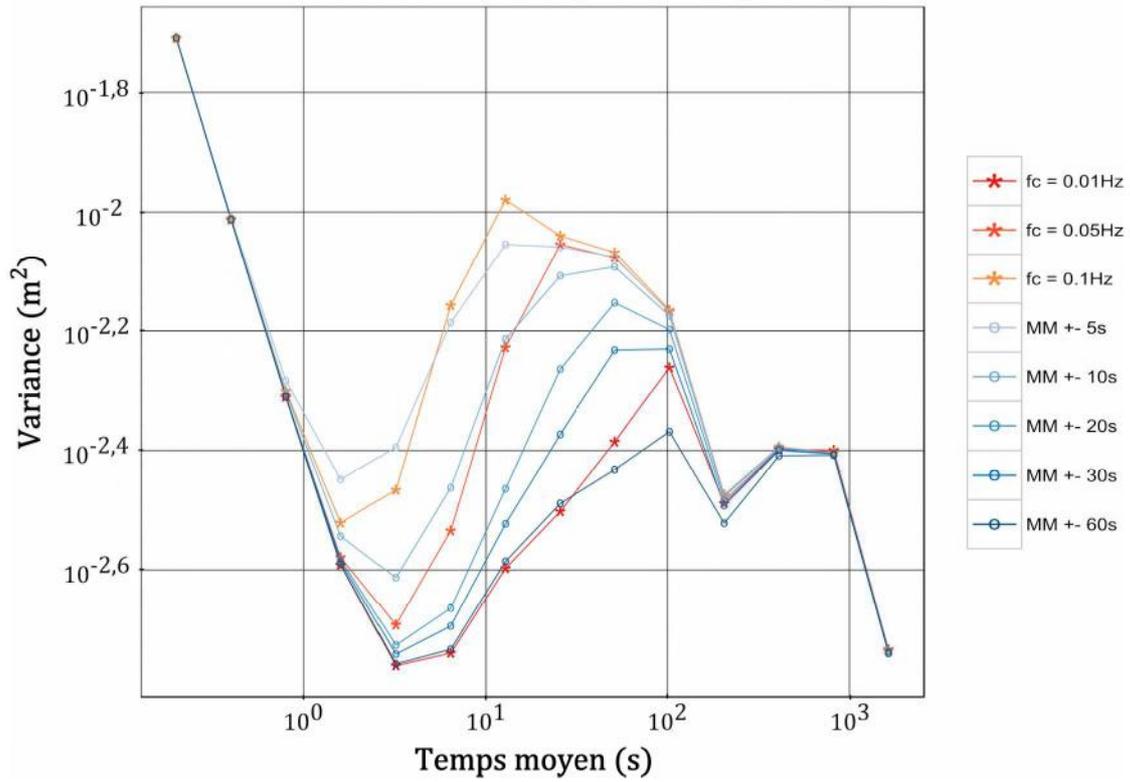
Variance en ondelettes pour l'id 1 (test3)



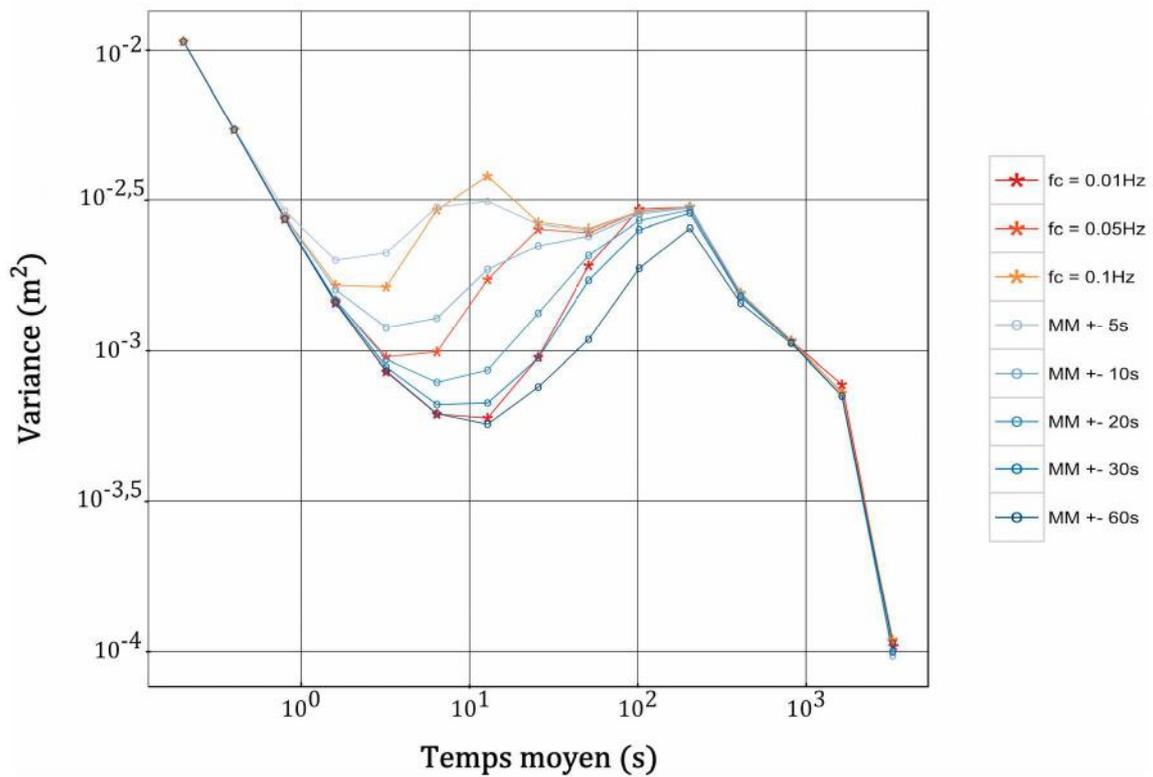
Variance en ondelettes pour l'id 2 (test 2)



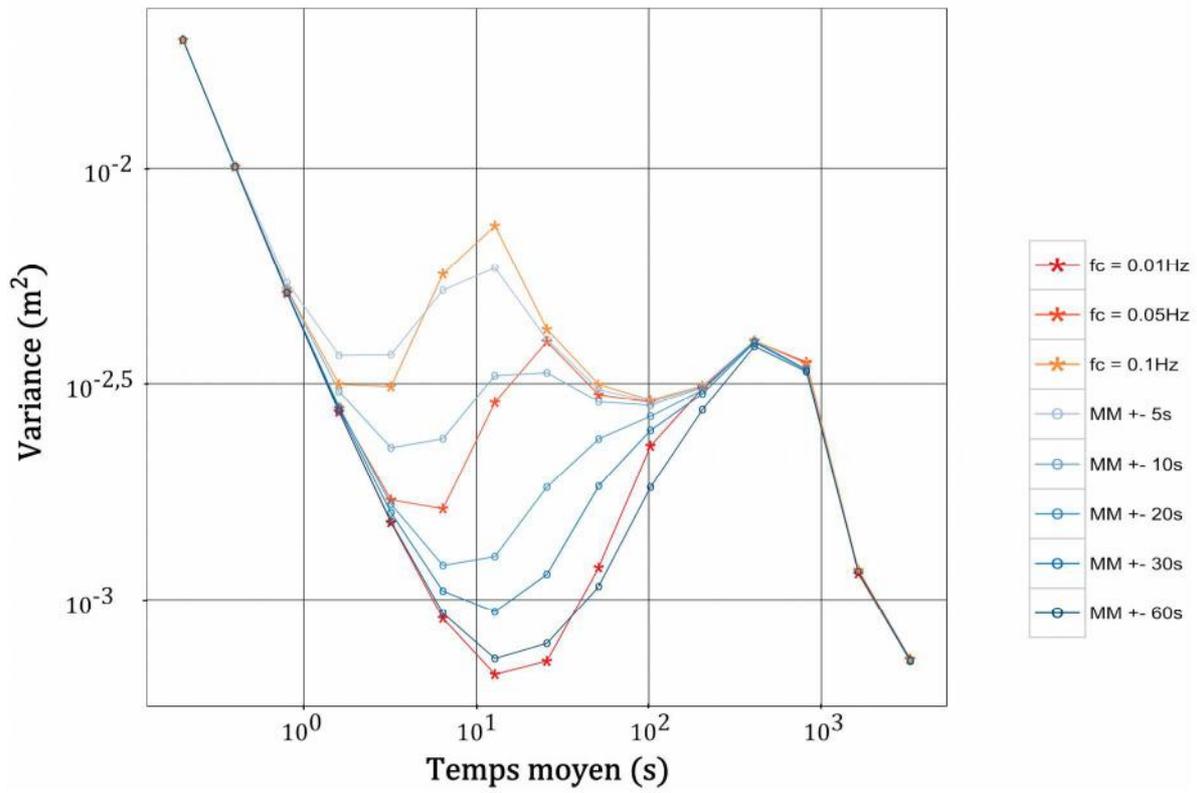
Variance en ondelettes pour l'id2 (test 3)



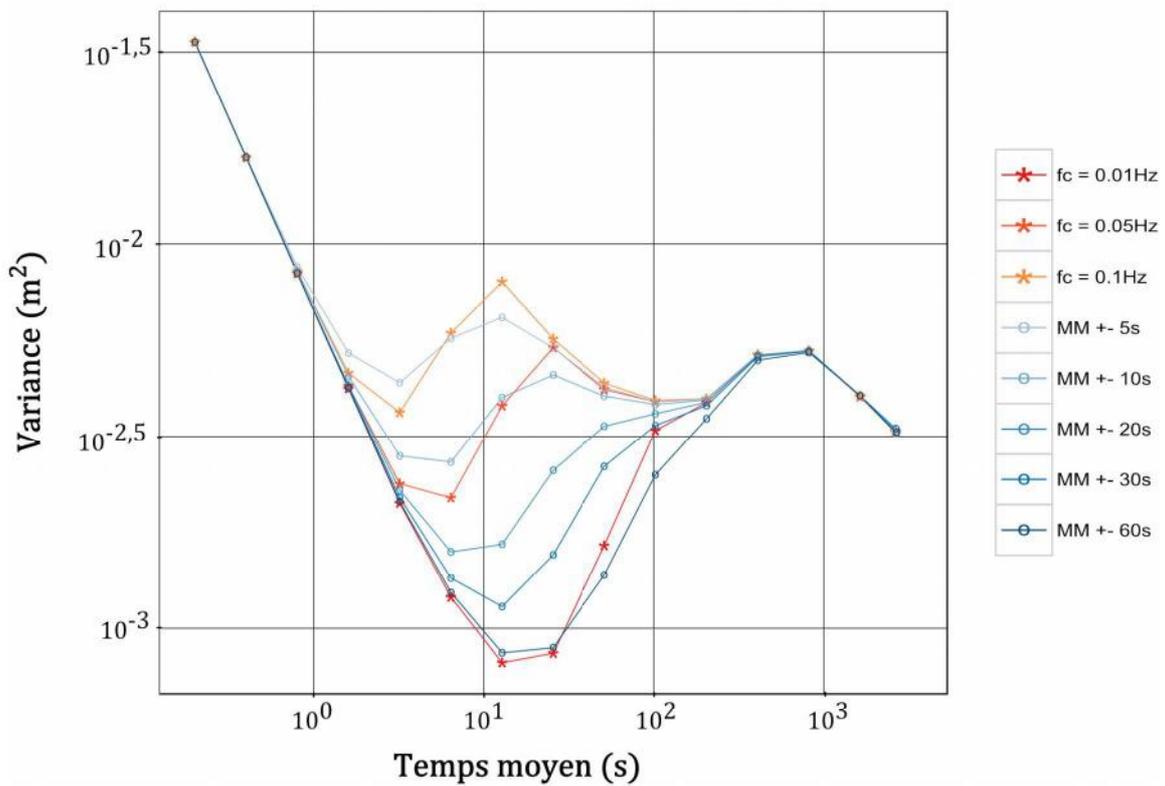
Variance en ondelettes obtenue pour l'id4 (test 1)



Variance en ondelettes pour l'id4 (test 2)

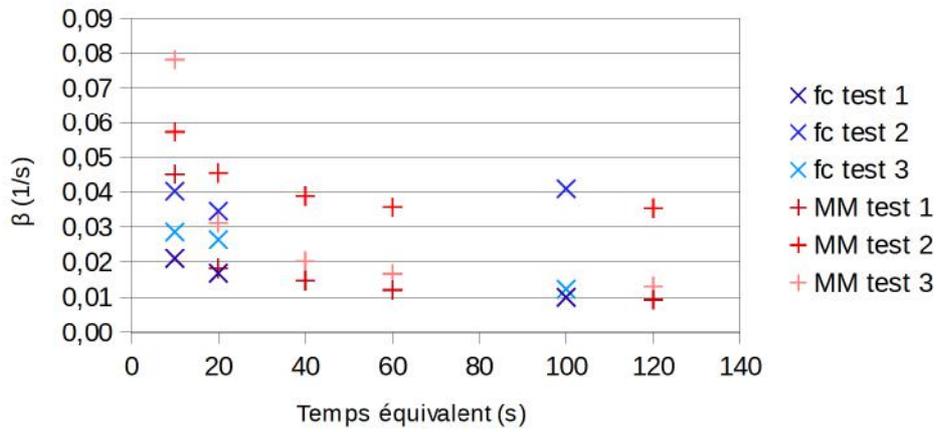


Variance en ondelettes pour l'id4 (test 3)

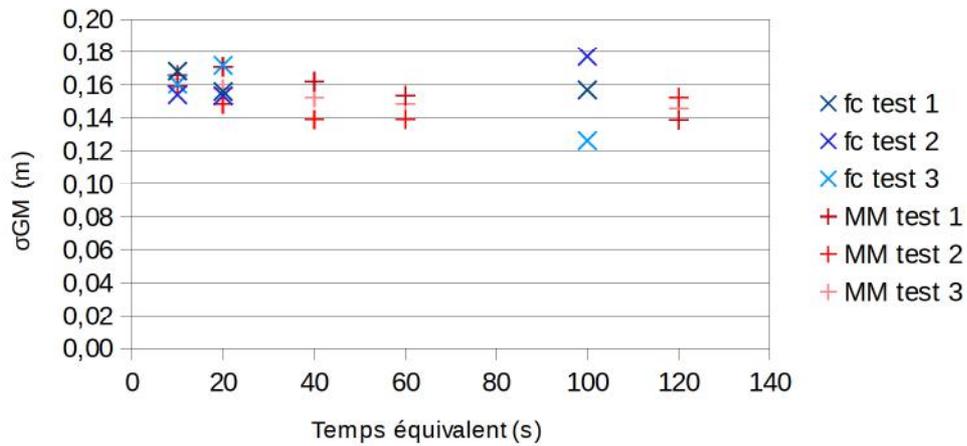


**Annexe 4 : Résultats du GMWM pour l'estimation des paramètres des processus aléatoires pour l'id1**

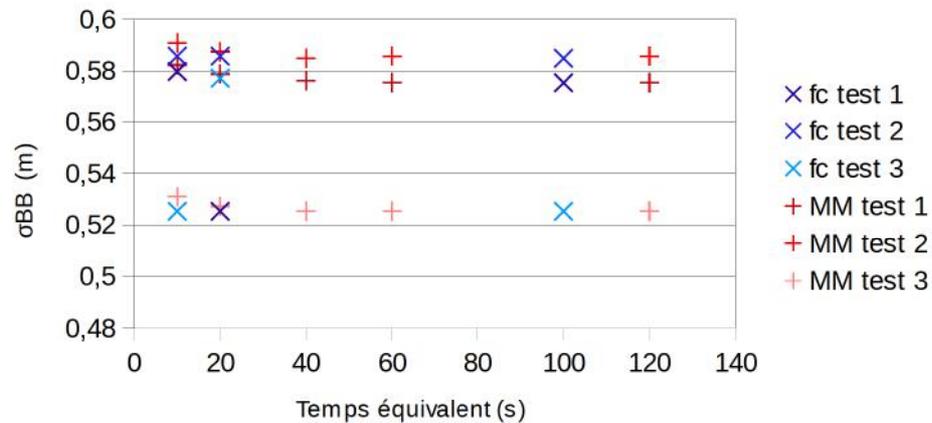
Estimation de  $\beta$  de l'id1 (processus de Gauss - Markov)



Estimation de  $\sigma_{GM}$  de l'id1 (processus de Gauss-Markov)



Estimation de  $\sigma_{BB}$  de l'id1 (bruit blanc)



Comme pour les capteurs id2 et id4, nous avons demandé au GMWM d'estimer les paramètres du bruit blanc et du processus de Gauss-Markov d'ordre 1 retenus pour modéliser nos erreurs aléatoires. Cependant, les résultats ressortis n'allaient pas car le modèle estimé par le GMWM n'entrait pas dans l'intervalle de confiance à 95 % sans que nous sachions pourquoi.

Nous avons alors demandé au GMWM d'estimer non pas un bruit blanc et un Gauss-Markov mais deux Gauss-Markov d'ordre 1 (sans bruit blanc).

Avec cette modélisation, le modèle ajusté colle au modèle empirique comme le montre l'illustration 30. Cependant l'un des deux paramètres  $\beta$  déterminé est très élevé, de l'ordre de 25 à 30  $s^{-1}$  (pour tous les tests et essais effectués). Cela signifie que le processus de Gauss-Markov associé à ce paramètre  $\beta$  est équivalent à un processus de bruit blanc car le temps de corrélation  $t_{corr}$  est très faible. Le paramètre  $\sigma_{GM}$  associé à ce  $\beta$  très élevé a donc été retenu comme étant le  $\sigma_{BB}$  du bruit blanc déterminé pour les autres capteurs.

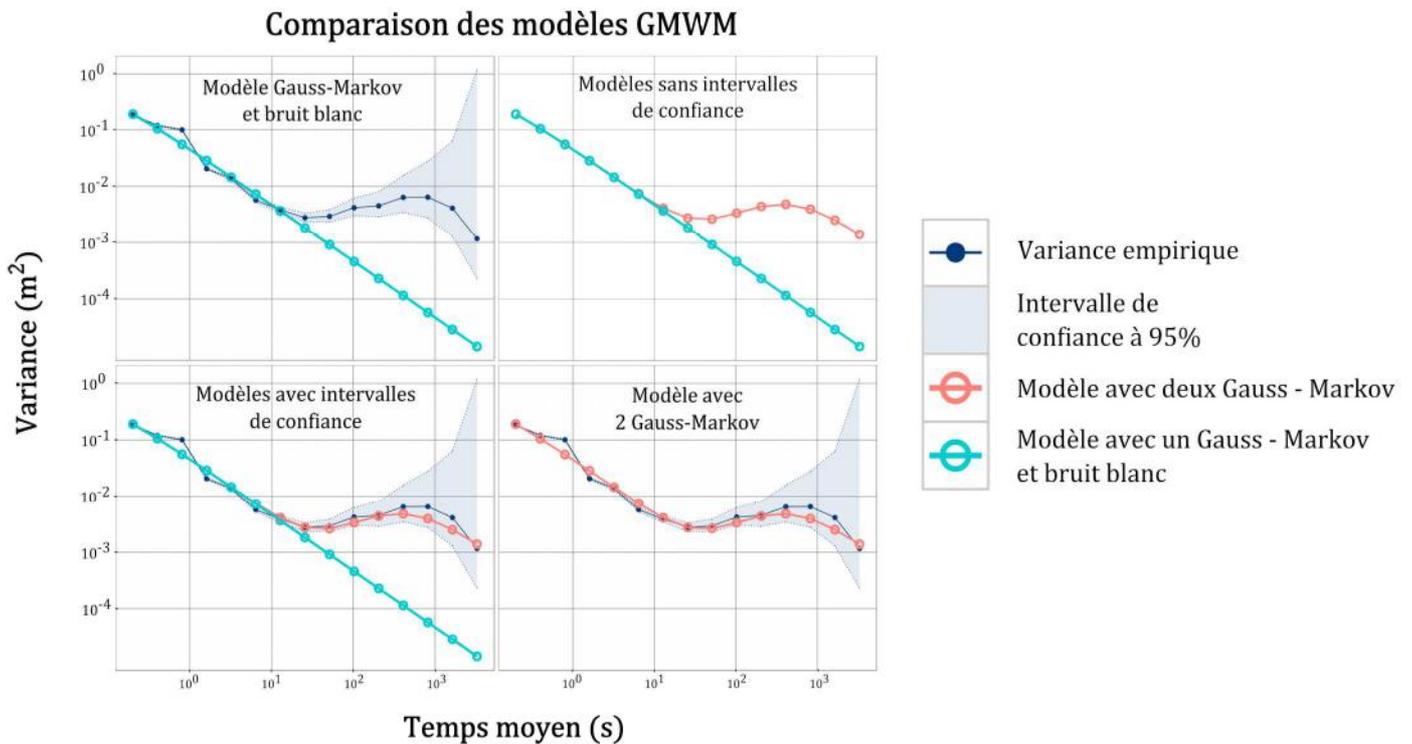
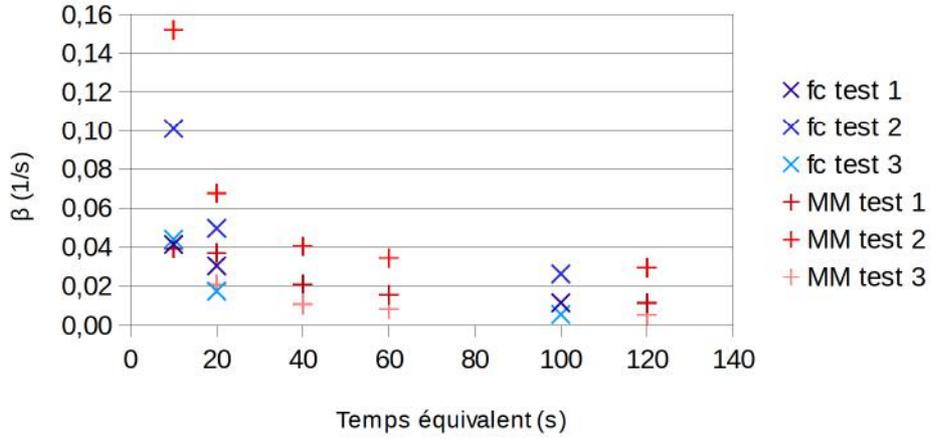


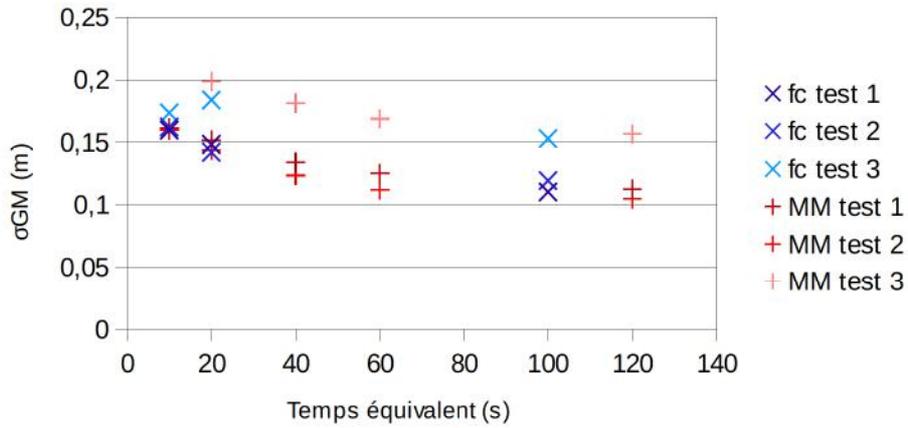
Illustration 30: Comparaison des deux modèles GMWM pour le test 2 de l'id1 avec  $f_c = 0.01$  Hz

**Annexe 5 : Résultats du GMWM pour l'estimation des paramètres des processus aléatoires pour l'id4**

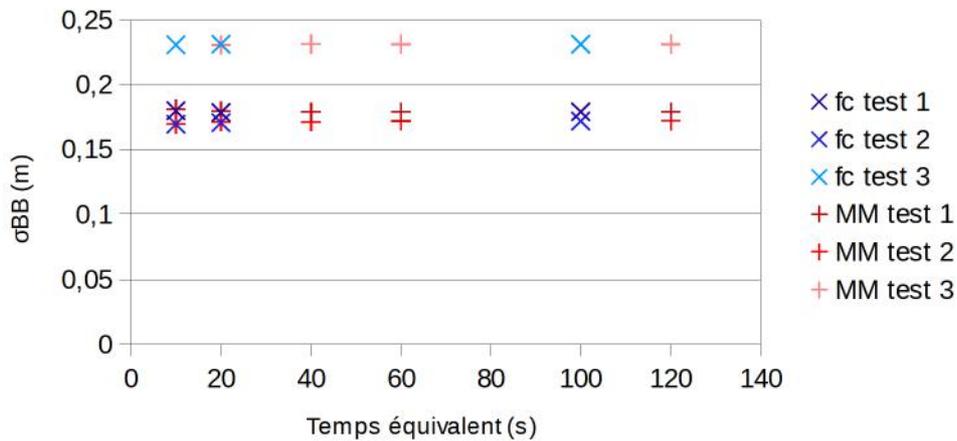
Estimation de  $\beta$  de l'id4 (processus de Gauss - Markov)



Estimation de  $\sigma_{GM}$  de l'id4 (processus de Gauss - Markov)



Estimation de  $\sigma_{BB}$  de l'id4 (bruit blanc)



## Annexe 6 : Étude de la chauffe du capteur induite par les IMU

La diminution en pression causée par le dégagement de chaleur des IMU, entre la première mesure faite par le capteur et le moment où un équilibre thermique s'effectue quelques dizaines de minutes après la mise sous tension, est plus importante lorsque la température ambiante diminue comme le montre le graphique 31 ci-dessous.

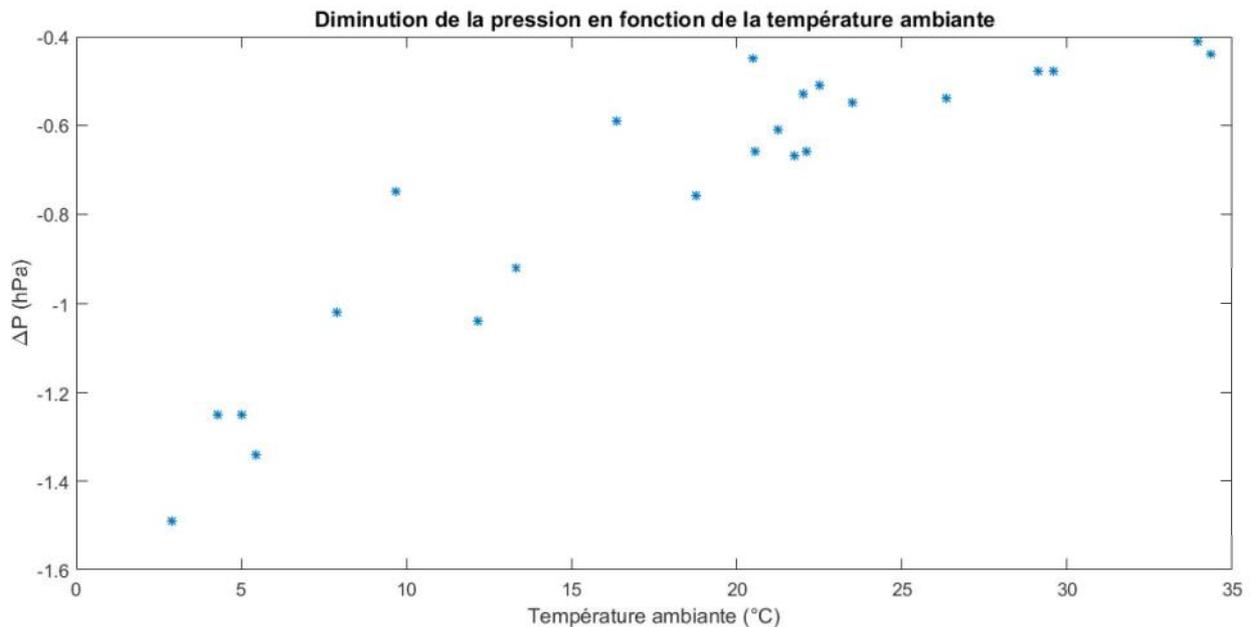


Illustration 31 : Influence de la température ambiante sur la diminution en pression du capteur

De manière analogue, l'illustration 32 illustre que l'augmentation en température quantifiée par le capteur est plus importante pour des températures basses.

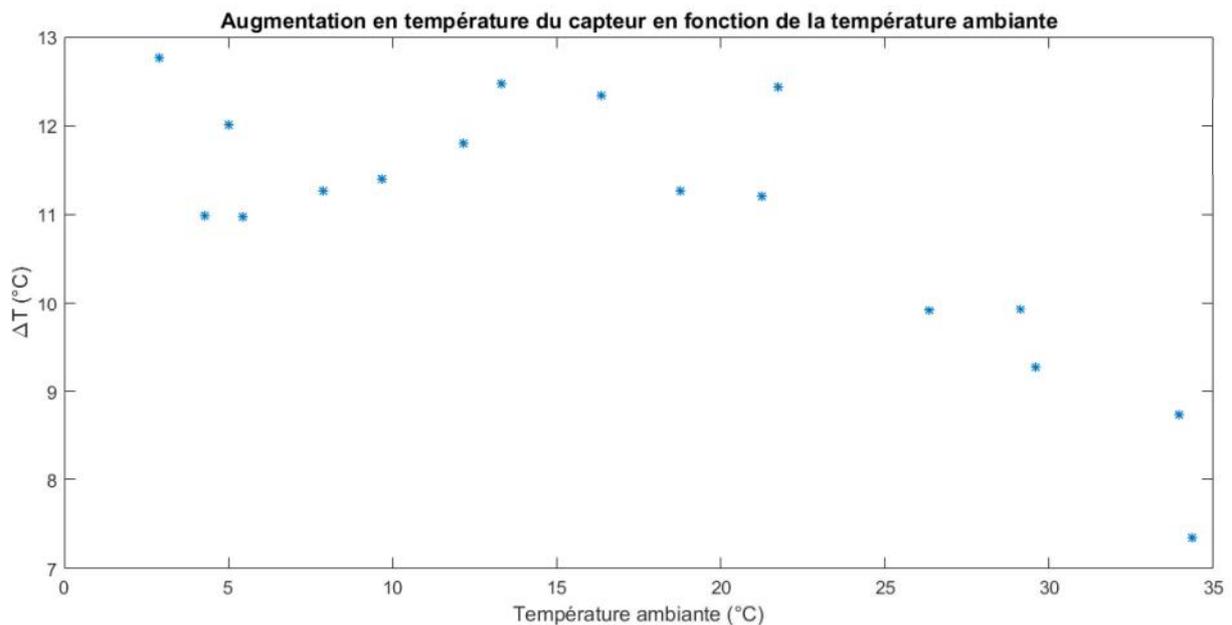


Illustration 32 : Influence de la température ambiante sur l'augmentation en température du baromètre

On peut expliquer ceci de la manière suivante : lorsqu'il fait chaud, la chaleur dégagée par les IMU est moins ressentie par le capteur dans le sens où une partie de cette chaleur dégagée est absorbée par l'air ambiant qui est chaud. Plus la température ambiante est chaude, plus elle est proche de la température des IMU (env. 50°C) et les mesures sont alors moins impactées.

A contrario, lorsqu'il fait froid, la chaleur est plus facilement perceptible par le capteur car moins absorbée par le milieu ambiant, moins "fondue" dans ce dernier.

Cette analyse a été confortée par la tentative de modélisation de l'erreur en température (cf. illustration 6, graphique en bas à droite) en fonction du temps  $t$ . L'idée sous-jacente fut de dire qu'un état d'équilibre se crée au bout d'un certain temps et qu'au bout de ce temps, le capteur a fini de chauffer (de la même manière qu'un condensateur qui se charge). Nous avons alors essayé d'interpoler la courbe(cf illustration 33) par la fonction  $\Delta T_{\text{capteur}}(t) = \Delta T_{\text{finale}} \left(1 - e^{-\frac{t-d}{\tau_{\text{chauffe}}}}\right)$

où :

- $\Delta T_{\text{finale}}$  est l'augmentation en température finale du capteur après avoir atteint son état d'équilibre,
- $d$  est un facteur de translation temporel,
- $\tau_{\text{chauffe}}$  le temps caractéristique de chauffe du capteur.

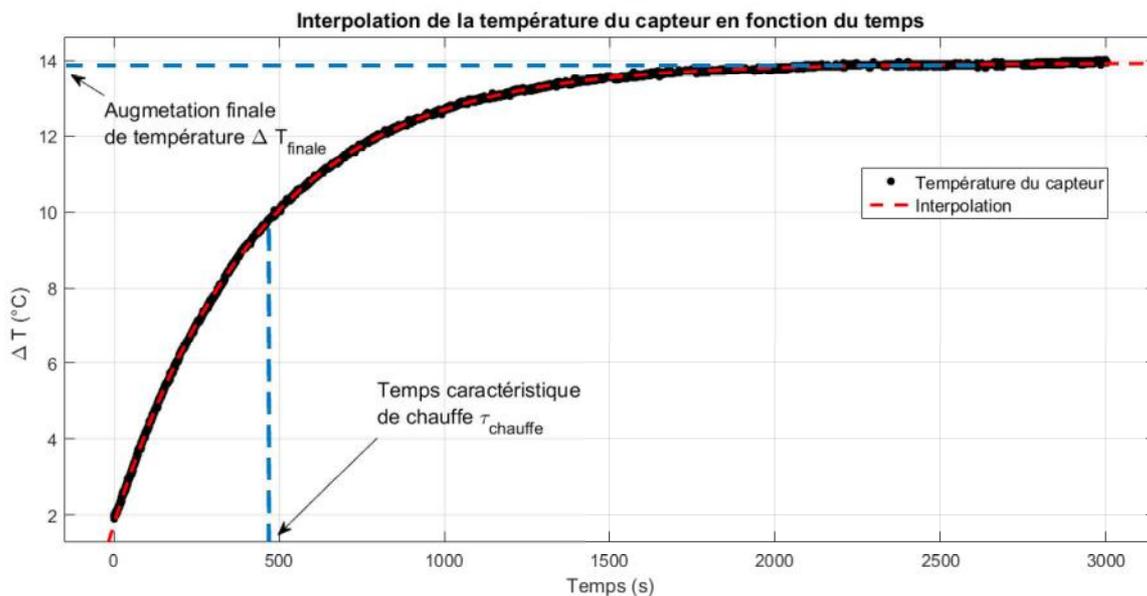


Illustration 33 : Croissance exponentielle de l'augmentation en chaleur interpolée par les paramètres  $\Delta T_{\text{finale}} = 13.98 \text{ }^\circ\text{C}$ ,  $d = 58 \text{ s}$  et  $\tau_{\text{chauffe}} = 457 \text{ s}$ . Coefficient de corrélation : 99.99%.

Comme le montre le graphique 34 qui suit et qui a été réalisé après un ensemble de tests dans différentes conditions stables de températures et pressions, il semblerait que plus il fait froid, plus le temps caractéristique mis par le capteur pour atteindre son état d'équilibre est élevé. Après quelques  $\tau_{\text{chauffe}}$ , la chauffe du capteur est terminée.

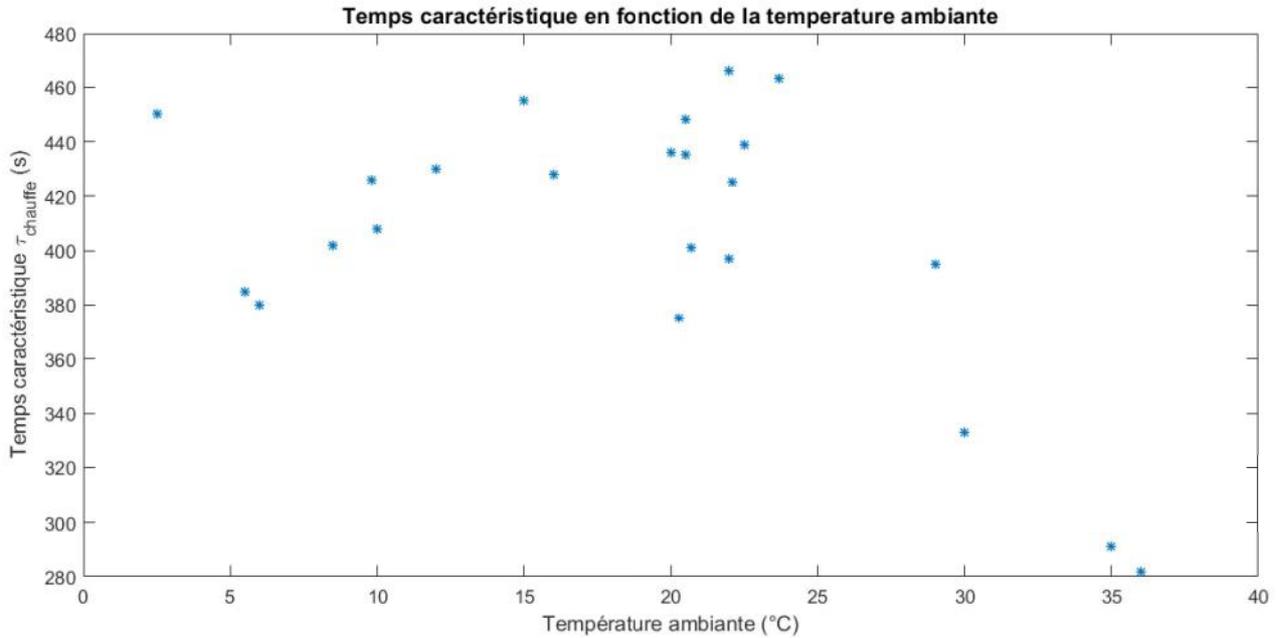


Illustration 34 :  $\tau_{chauffe}$  caractérisant le capteur en fonction de la température ambiante.

En définitive, une modélisation de la chauffe du capteur en fonction de la température ambiante a essayé d'être faite. Nous observons que, de manière générale, au bout de quelques fois 400 à 500 secondes après la mise sous tension du système (donc au bout de 1000 à 1500 secondes), le capteur a fini de chauffer. Cependant, comme le montre le graphique 31, pour une même température ambiante, la diminution en pression peut varier jusqu'à  $\pm 0,4$  hPa. Ainsi, même si l'on suppose que l'erreur en pression est au maximum de  $\pm 0,2$  hPa (via une interpolation), l'erreur sur l'altitude induite par une mauvaise fixation de  $P_0$  dans l'équation de nivellement barométrique s'élèverait jusqu'à environ 2 mètres (cf. tableau 3), ce qui n'est pas satisfaisant. Cette impossibilité d'obtenir un modèle précis résulte principalement, selon moi, du fait que les conditions environnementales sont très variables d'un essai à l'autre, qui ont de surcroît été réalisés en intérieur. C'est aussi une raison pour laquelle nous avons choisi d'estimer les paramètres du modèle d'atmosphère.

## **Annexe 7 : Méthodologie proposée pour utiliser les mesures barométriques lors d'un vol.**

Dans cette annexe, nous résumons sous forme d'étapes, le processus qui doit être réalisé pour utiliser le baromètre relativement aux observations proposées dans ce mémoire.

1. Après avoir effectué la calibration des IMU, laisser le drone en position statiques quelques minutes (5 minutes par exemple) pour déterminer la hauteur ellipsoïdale de la position de référence  $h_0$ .
2. Voler 2 ou 3 minutes à 50 mètres au dessus du sol en effectuant des cercles concentriques pour dissiper la chaleur dégagée par les IMU.
3. Monter à la hauteur maximale planifiée du vol et acquérir les données de pressions données par le baromètre et les mesures de hauteurs du GPS.
4. Déterminer par moindres carrés les paramètres  $P_0$  et  $K$  pour calibrer le baromètre.
5. Utiliser les paramètres estimés à chaque instant de mesure pour calculer la dénivelée entre le point courant et le point de référence et lui ajouter la hauteur ellipsoïdale  $h_0$  déterminée de manière statique afin de pouvoir obtenir la valeur absolue.
6. Utiliser les valeurs du baromètre dans le filtre de Kalman en cas de perte du signal GPS.

**Annexe 8 : Enchaînement des traitements effectués pour arriver à un fichier .cmb contenant les mesures altimétriques issues du baromètre.**

1. Acquérir les mesures lors d'un vol en suivant la méthodologie présentée dans l'annexe 7.
- 2a. Extraire les mesures du baromètre avec l'exécutable *Navextract* avec l'option -v (en plus des autres options déjà utilisées pour extraire les autres données des IMU et du GPS).
- 2b. Calculer les positions GPS RTK avec RTKLib et former le fichier .cmb associé.
- 2c. Calculer les positions GPS codes avec les exécutables *mextractline.exe* puis *gtran.exe*.
- 3a. Importer les données barométriques sur Matlab avec la fonction *readvar*.
- 3b. Importer les mesures de codes sur Matlab avec la fonction *readPV*.
4. Utiliser la fonction *ajustement* pour déterminer  $P_0$  et  $K$  (calibration du baromètre) et les hauteurs barométriques lors du vol.
- 5a. Utiliser la fonction *replacebaro* qui crée un fichier .cmb qui contient uniquement les instants à partir duquel on souhaite utiliser les mesures barométriques et ajouter les instants antérieurs en faisant un copier-coller des mesures .cmb GPS.
- 5b. Utiliser la fonction *replacecmb* qui permet de remplacer les mesures RTK par les mesures de codes dans le fichier .cmb.

**Annexe 9 : Enchaînement des traitements effectués pour obtenir le signal d'erreur sur la pression pour détermination des erreurs aléatoires avec le GMWM sur Rstudio.**

1. Extraire les mesures des baromètres (id1, id2 ou id4) et des références avec l'exécutable *Navextract* en utilisant les options -v (pour les mesures du baromètres) et -as (pour les mesures des références).
- 2a. Importer les données barométriques sur Matlab avec la fonction *readvar*.
- 2b. Importer les données des références sur Matlab avec la fonction *readref*.
3. Utiliser les fonctions *movingmean* ou *LPF* (i.e. Low Pass Filter) pour filtrer le signal de la référence.
4. Interpoler le signal filtré à 10Hz puis le retrancher au signal du baromètre (id1, id2 ou id4).
5. Écrire le signal dans un fichier .txt et le charger sur Rstudio pour l'utiliser avec le GMWM (fonction *gmwm.imu*).

## Introduction

La fusion de capteurs est une technique qui permet de combiner les mesures de plusieurs capteurs afin d'obtenir plus de précision, de fiabilité et de robustesse relativement à une donnée inconnue tout en ne mesurant pas forcément les mêmes paramètres physiques. Par exemple, ce concept est utilisé dans le domaine de la trajectographie en combinant les mesures d'une centrale inertielle (vitesses angulaires et forces spécifiques) et d'un GPS (positions absolues).

Dans ce travail, nous nous sommes plus particulièrement penchés sur l'étude d'un baromètre de type MEMS (Microsystème Électromécanique) monté sur le système embarqué d'un drone présent au laboratoire TOPO de l'EPFL (École Polytechnique Fédérale de Lausanne), mais dont les observations n'ont, jusqu'à présent, pas été exploitées. Ce travail s'inscrit dans un projet plus conséquent visant à développer un autopilote pour drone qui aura pour objectif de suivre un plan de vol prédéfini par l'utilisateur en vue, par exemple, d'acquérir des prises de vues aériennes. Les objectifs sont donc d'étudier le baromètre et de voir s'il permet de stabiliser le drone en cas de perte du signal GPS via la transformation des pressions atmosphériques qu'il mesure en altitudes.

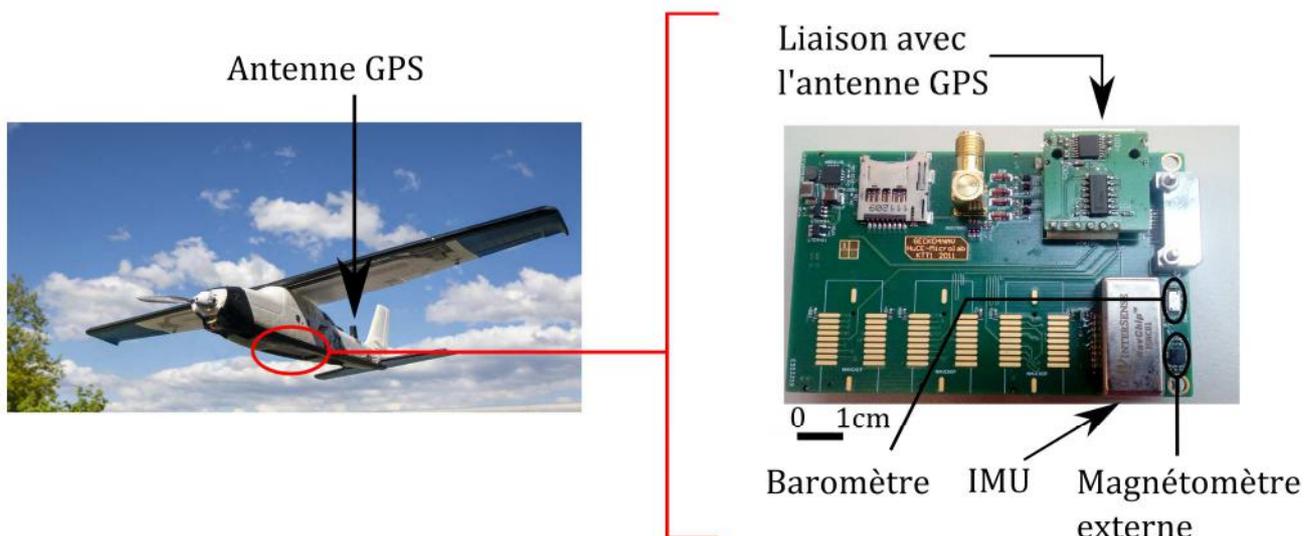


Figure 1 : Drone et systèmes disponibles au laboratoire TOPO. Le baromètre étudié se situe à quelques millimètres seulement à droite de la centrale inertielle (IMU) sur la plaque électronique.

## Principe du nivellement barométrique

Plusieurs méthodes existent pour déterminer la dénivelée séparant deux points. L'une d'entre elles est la méthode du nivellement barométrique. Cette méthode permet d'obtenir la dénivelée entre deux points à partir des pressions atmosphériques mesurées à ces deux points, théoriquement au même instant, moyennant certaines hypothèses :

- l'air se comporte comme un gaz parfait de constante universelle  $R$  ;
- la température de l'air est constante et égale à  $T_0$  ;
- la masse molaire de l'air  $M$  est constante ;
- l'accélération de la pesanteur  $g$  est constante.

Dans notre situation, ces hypothèses sont assez réalistes car le drone que nous avons effectué des vols qui n'excèdent pas quarante minutes dans une région limitée de l'espace. La formule suivante (1) peut alors être utilisée pour calculer la dénivelée entre deux points à partir de leurs pressions  $P_0$  et  $P_1$ .

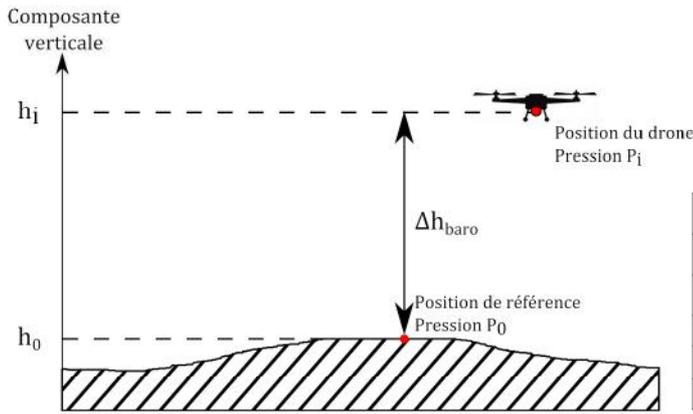


Figure 2 : Nivellement barométrique appliqué à un drone

$$\Delta h_{\text{baro}} = h_i - h_0 = - \frac{RT_0}{Mg} \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right) \quad (1)$$

|               | Unité            | Valeur typique | Variation    | Influence sur $\Delta h_{\text{baro}}$ (m) |
|---------------|------------------|----------------|--------------|--|
| $T_0$         | K                | 293,15 (= 20°) | $\pm 1$      | $\pm 0,61$                                 |
| $P_i$         | hPa              | 950            | $\pm 1$      | $\pm 8,84$                                 |
| $P_0$         | hPa              | 970            | $\pm 1$      | $\pm 9,02$                                 |
| $M$           | kg/mol           | 0,029          | $\pm 0,0001$ | $\pm 0,62$                                 |
| $g$           | m/s <sup>2</sup> | 9,80665        | $\pm 0,001$  | $\pm 0,02$                                 |
| $K = T_0 / M$ | K/kg.mol         | 10108          | $\pm 1$      | $\pm 0,02$                                 |

Tableau 1 : Influence des paramètres de l'équation (1) sur  $\Delta h_{\text{baro}}$

### Diffusion de chaleur des IMU

Une première étude du capteur a permis de mettre en évidence un phénomène inhérent à notre système qui est lié à l'emplacement physique des senseurs sur la plaque électronique (cf. figure 1). Le baromètre est en effet placé juste à côté de l'IMU et cette dernière chauffée pendant son fonctionnement.

De la chaleur est dégagée dans l'air et dans la plaque électronique, et est perçue par le baromètre impactant les mesures de pressions qu'il donne. En effet, le baromètre effectue une auto-correction des mesures de pressions en tenant compte de la température ambiante à laquelle les mesures sont faites. Selon la température ambiante, les mesures sont diminuées de -0.4 hPa (température ambiante chaude : env. 30 °C) à -1.5 hPa (température ambiante froide : env. 0 °C) par rapport aux premières valeurs mesurées lorsque le système n'est pas affecté par ce phénomène (cf. figure 3 ci-contre).

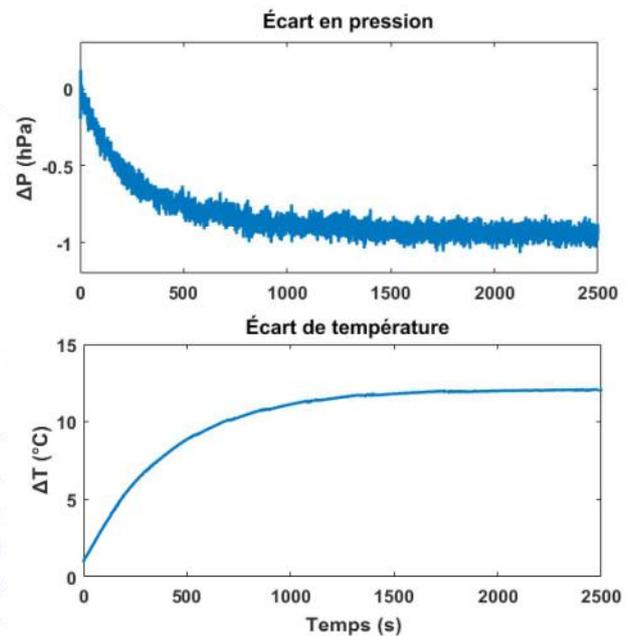


Figure 3 : Écarts sur les pressions et températures mesurées par le baromètre par rapport aux premières valeurs pour une acquisition statique où  $T_{\text{ambiante}} \approx 15^\circ\text{C}$ .

Ce phénomène disparaît cependant rapidement au début du vol car un courant d'air est créé par le déplacement du drone. Au bout de quelques minutes, les mesures du baromètre ne sont plus affectées du dégagement de chaleur de l'IMU (cf. figure 4). Néanmoins, si une mesure statique au sol de  $P_0$  est faite, elle est affectée par ce phénomène car, avant de décoller, le drone doit être placé dans plusieurs positions statiques afin que les IMU soient calibrées.

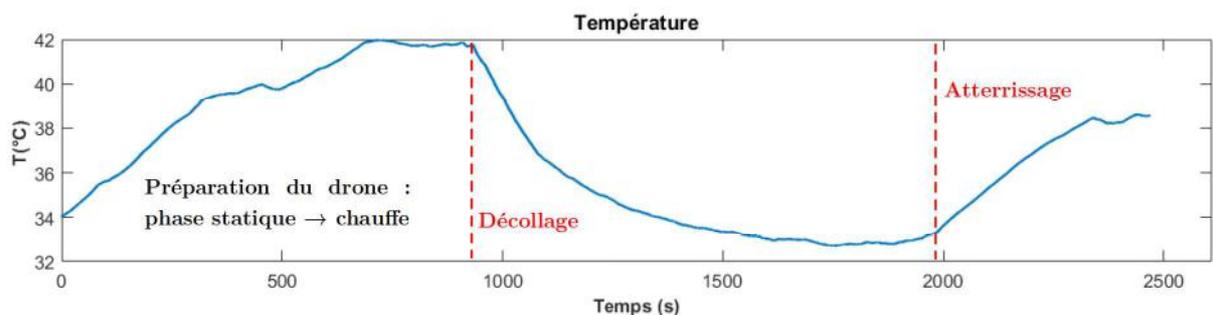


Figure 4 : Diminution de la température mesurée par le capteur au cours d'un vol.  $T_{\text{ambiante}} \approx 32^\circ\text{C}$ .

## Erreurs systématiques et calibration du baromètre

Afin d'obtenir un maximum d'exactitude, les erreurs systématiques du baromètre doivent être prises en compte. Cependant, nous n'avons pas de références assez exactes pour réaliser un étalonnage de notre baromètre. Un capteur de pression externe est en effet disponible, mais son exactitude ( $\pm 1$  hPa) n'est pas nettement meilleure que celle du capteur que nous étudions ( $\pm 2$  hPa dans le pire des cas) – d'après les caractéristiques fournies par les constructeurs. Elle ne peut donc pas être considérée comme une référence, du moins en absolu. Ne pouvant également pas déterminer sans biais les valeurs du niveau de référence  $P_0$  et  $T_0$  à cause de la chaleur dégagée par l'IMU, la solution mise en place consiste à estimer, par moindres carrés, plusieurs paramètres :

- les paramètres  $P_0$ ,  $T_0$  et  $M$  de la formule (1)
- le biais  $B$  sur la mesure de pression modélisant nos erreurs systématiques

Nous avons en effet choisi de modéliser nos erreurs déterministes par un simple biais car une dérive n'a pas été observée (en relatif par rapport au capteur de référence dont nous disposons). Le paramètre  $M$  a également été intégré à l'estimation afin de prendre en compte l'humidité présente dans l'air ; de plus, cela n'implique pas de calculs plus complexes car on regroupe les inconnues  $T_0$  et  $M$  puisqu'elles forment un rapport, noté  $K$ .

Le fait est qu'il n'est pas possible d'estimer le biais  $B$  correctement : les termes qui lui sont associés sont trop importants puisque les pressions valent environ 950 hPa alors que  $B$  n'excédera jamais 2 hPa. Comme le montre le tableau 2, le biais est repris dans le paramètre  $P_0$  que l'on estime.

$$h_i - h_0 + \frac{RK}{g} \ln\left(\frac{P_i + B}{P_0}\right) = 0 \Leftrightarrow h_i - h_0 + \frac{RK}{g} \ln\left(\frac{P_i}{P_0}\right) = 0$$

| Inconnues | Unité    | Valeurs simulées | Valeurs ajustées | Valeurs ajustées (sans le biais) |
|-----------|----------|------------------|------------------|----------------------------------|
| $P_0$     | hPa      | 950              | 1023             | 951,00                           |
| $K$       | K.mol/kg | 10000            | 10780            | 10010,00                         |
| $B$       | hPa      | -1               | 72               |                                  |

Au final, seuls les paramètres  $P_0$  et  $K$  (en rouge) sont estimés avec les mesures de hauteurs  $h_i$  du GPS et de pressions  $P_i$  du baromètre (en bleu).  $P_0$  et  $K$  sont supposés constants tout au long du vol.

Tableau 2 : Simulation de l'estimation par moindres carrés. Le biais est absorbé majoritairement par le terme  $P_0$

On dispose ainsi d'une formule permettant d'obtenir la dénivelée qu'effectue le drone par rapport à un niveau de référence  $h_0$ . Ce dernier est déterminé de façon statique par GPS pendant quelques minutes avant le début du vol. Nous obtenons alors l'équivalent de la hauteur ellipsoïdale du drone avec le baromètre. Nous avons montré qu'il n'est pas nécessaire de réaliser une estimation des paramètres  $P_0$  et  $K$  pendant tout le vol, mais seulement au début, sous réserve d'effectuer des dénivelées suffisamment importantes pour que la calibration soit correcte. La formule obtenue permet d'obtenir des mesures centrées autour de la valeur vraie de la position du drone.

## Étude des erreurs aléatoires

Une partie de ce travail a été consacrée à la détermination des erreurs aléatoires délivrées par le capteur. Pour cela, nous devons étudier l'erreur du signal délivré par le baromètre. Il a alors été nécessaire d'utiliser le capteur de référence disponible au laboratoire. En effet, la pression atmosphérique évolue au cours de la journée et il est indispensable de retirer cette évolution avant d'analyser notre signal. Le fait est que ce capteur de référence présente aussi un bruit : pour le supprimer, le signal de la référence a été filtré avec un filtre passe-bas.

On suppose ici que le capteur de référence retranscrit très bien les différences *relatives* de pressions même si une différence en absolu existe entre les mesures de ce capteur et celui que l'on étudie (biais respectifs).

Une fois le signal en erreur obtenu les erreurs aléatoires ont été dans un premier temps modélisées, puis déterminées. Pour cela, nous avons utilisé la variance en ondelettes et la méthode GMWM (Generalized Method

of Wavelet Moments). La variance en ondelettes est une variance qui permet de détecter les processus stochastiques présents au sein d'un signal en calculant ladite variance à différentes échelles dans le signal. En représentant ensuite cette variance en fonction des échelles de temps pour laquelle elle a été calculée, il est possible d'identifier les processus aléatoires. Dans notre cas, nous avons retenu que notre signal est composé de deux processus aléatoires : un bruit blanc et un processus de Gauss-Markov du premier ordre.

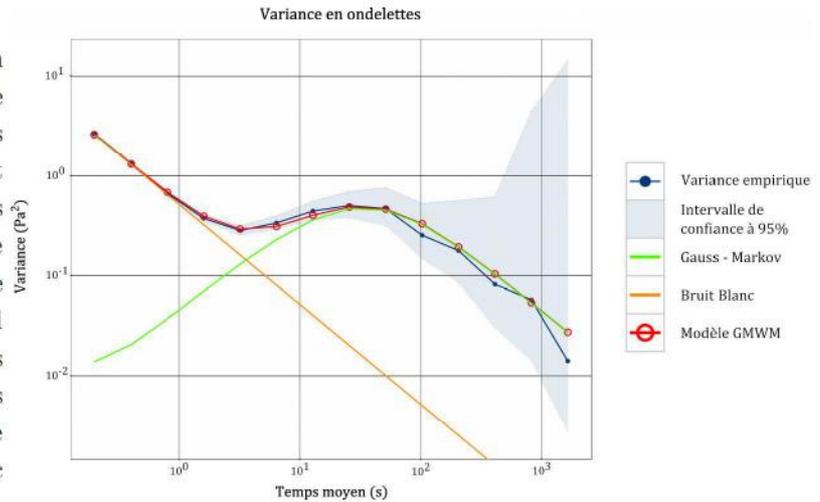


Figure 5 : Décomposition des processus aléatoires estimés avec le GMWM pour le capteur n°1 pour une acquisition.  $\beta_{\text{Gauss-Markov}} = 0,012 \text{ s}^{-1}$ ,  $\sigma_{\text{Gauss-Markov}} = 1,7 \text{ Pa}$  et  $\sigma_{\text{Bruit blanc}} = 6,3 \text{ Pa}$ .

Pour estimer les paramètres régissant ces processus aléatoires, nous avons utilisé l'estimateur GMWM sur trois jeux de données afin d'éviter une potentielle mauvaise acquisition. Le principe du GMWM est d'estimer les paramètres des processus aléatoires retenus en essayant de faire coller au mieux, par moindres carrés, les paramètres du modèle retenu au modèle empirique (cf. figure 5).

## Intégration au système utilisé au laboratoire

Les mesures barométriques ont finalement été intégrées au filtre de Kalman disponible au laboratoire. Il a plus particulièrement été question d'analyser si le baromètre permet de prendre le relais du GPS dans le couplage GPS/INS actuellement disponible. Nous avons donc simulé une perte du signal GPS et utilisé les mesures barométriques après cette perte de signal sans toutefois prendre en compte le processus de Gauss-Markov estimé avec le GMWM car le filtrage actuellement disponible ne permet pas de prendre en compte un tel processus. On suppose ici que le baromètre se comporte comme un pseudo-GPS uniquement affecté d'un bruit blanc.

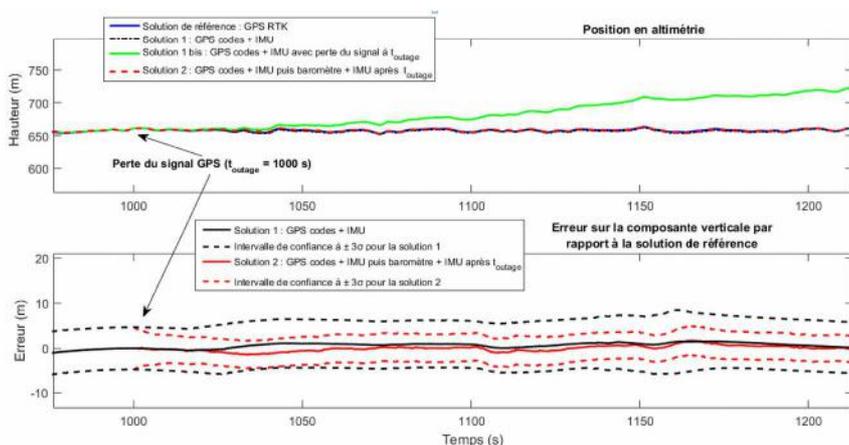


Figure 6 : Relais du baromètre en cas de perte du signal GPS

Les résultats sont comparés par rapport à la solution de référence : le GPS RTK. On observe que, dès que le signal GPS avec les mesures de codes est perdu, le baromètre permet de stabiliser la composante verticale du drone et que l'intervalle de confiance sur la position est même meilleur que celui obtenu avec le GPS (cf. figure 6 ci-contre). C'est logique puisque le baromètre est utilisé en tant qu'altimètre : il se comporte comme un pseudo-GPS avec l'avantage de fournir des mesures plus précises ( $\sigma_{\text{baro}} \approx 1 \text{ m}$  alors que  $\sigma_{\text{GPS codes}} \approx 2 \text{ à } 5 \text{ m}$ ).

## Conclusion

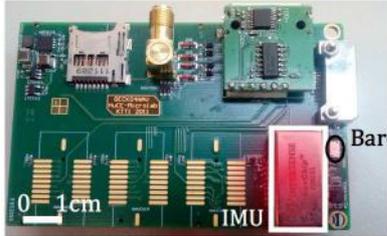
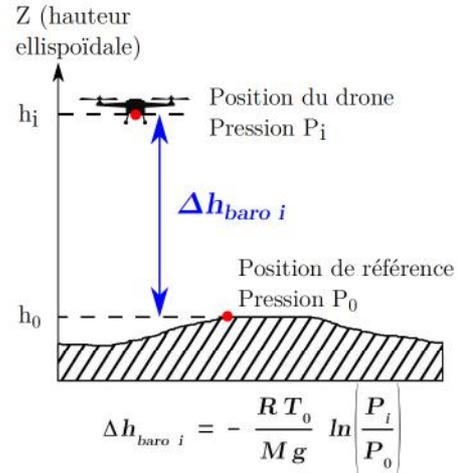
Au terme de ce projet, nous avons essayé de mettre en place une méthode afin d'utiliser notre baromètre en tant qu'altimètre en tenant compte des conditions réelles de vol (pression, température et humidité), en reprenant le filtrage disponible au laboratoire et sans augmenter l'espace des paramètres à estimer du filtre de Kalman. Nous observons que le baromètre permet bien de stabiliser le drone en cas de perte du signal GPS.

**Contexte et objectifs :** Montrer qu'un baromètre permet de stabiliser l'altitude d'un drone en cas de perte du signal GPS dans un couplage GPS/INS. Le but est de développer, dans le futur, un autopilote pour drone qui comprendra plusieurs capteurs dont un baromètre de type MEMS.

**Principe du nivellement barométrique :** obtenir une dénivellée entre deux points à partir de la mesure de leurs pressions atmosphériques, théoriquement de manière simultanée.

**Hypothèses** faites pour le vol de quelques dizaines de minutes d'un drone dans une région limitée de l'espace :

- L'air se comporte comme un mélange de gaz parfaits de constante universelle R ;
- La masse molaire de l'air humide M est constante ;
- La température de l'air T<sub>0</sub> est constante ;
- L'accélération de la pesanteur g est constante ;
- Un seul baromètre disponible (pas de mesures simultanées) : pression P<sub>0</sub> prise constante.



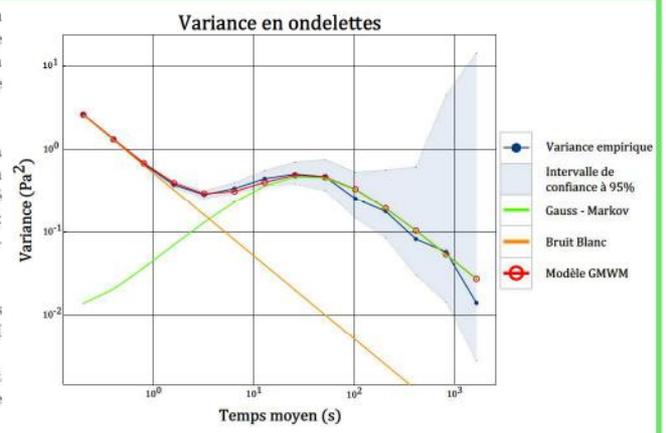
Baromètre

Figure 1 : Système disponible au laboratoire. L'IMU dégage de la chaleur et impacte les mesures du baromètre : le baromètre corrige la mesure brute de pression en fonction de la température ambiante. Mauvaise température mesurée --> mauvaise pression corrigée.

1. Obtention du signal d'erreur sur la pression du baromètre via l'utilisation d'un baromètre de référence permettant d'obtenir l'évolution de la pression atmosphérique au cours d'une acquisition.

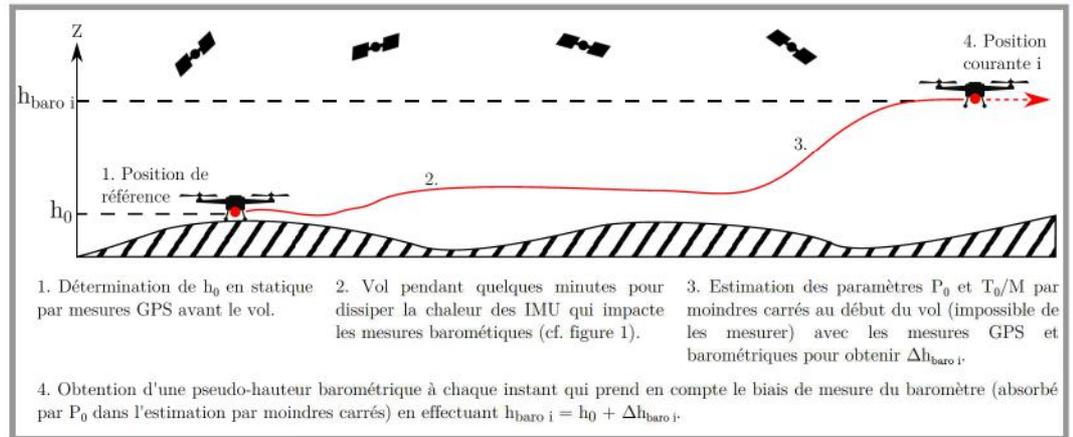
2. Identification des erreurs aléatoires avec la représentation de la variance en ondelettes en fonction du temps pour lequel elle a été calculée. Modélisation des erreurs aléatoires : bruit blanc gaussien et processus de Gauss-Markov du premier ordre.

3. Estimation des paramètres des processus aléatoires retenus avec l'estimateur GMWM (Generalized Method of Wavelet Moments). Principe : déterminer les paramètres régissant les processus aléatoires en utilisant la variance empirique et la méthode des moindres carrés.



Détermination des erreurs aléatoires avec la variance en ondelettes et le GMWM

Calibration du baromètre avec le GPS pour obtenir une pseudo-hauteur barométrique

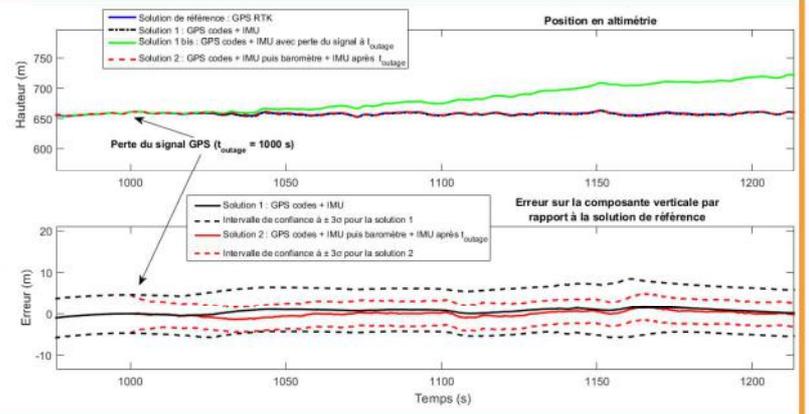


1. Détermination de h<sub>0</sub> en statique par mesures GPS avant le vol.
2. Vol pendant quelques minutes pour dissiper la chaleur des IMU qui impacte les mesures barométriques (cf. figure 1).
3. Estimation des paramètres P<sub>0</sub> et T<sub>0</sub>/M par moindres carrés au début du vol (impossible de les mesurer) avec les mesures GPS et barométriques pour obtenir Δh<sub>baro i</sub>.
4. Obtention d'une pseudo-hauteur barométrique à chaque instant qui prend en compte le biais de mesure du baromètre (absorbé par P<sub>0</sub> dans l'estimation par moindres carrés) en effectuant h<sub>baro i</sub> = h<sub>0</sub> + Δh<sub>baro i</sub>.

Intégration au système actuel : remplacement des mesures GPS par celles du baromètre en cas de perte du signal GPS

Simulation d'une perte de signal GPS (avec mesures de codes) dans le couplage GPS/INS et relais du baromètre au moment où le signal est perdu.

Le baromètre permet bien de stabiliser le drone et se comporte comme un pseudo-GPS sur la composante verticale. Il permet d'éviter la dérive classique causée par l'IMU quand elle n'est pas couplée au GPS.



## Conclusion

Le baromètre monté sur le système embarqué du drone, dont les mesures n'avaient jusqu'alors pas été exploitées, permet bel et bien de stabiliser le drone en cas de perte du signal GPS relativement au couplage GPS/INS actuellement utilisé. Bien que le processus de Gauss-Markov n'ait pas été intégré au filtrage de Kalman utilisé au laboratoire, il pourra l'être dans le futur lorsque l'autopilote sera développé. Un système de stabilisation planimétrique pourra également être envisagé afin de stabiliser les composantes horizontales du drone via la comparaison d'images au cours d'un vol.

## RÉSUMÉ

La fusion de mesures provenant de différents capteurs permet d'obtenir des résultats plus précis, plus robustes et plus fiables relativement à une certaine quantité étudiée tout en n'observant pas nécessairement les mêmes paramètres physiques. Un couplage classique dans les domaines de la trajectographie et du géoréférencement est la fusion d'une centrale inertielle et d'un GPS.

Dans ce travail, nous nous sommes plus particulièrement focalisés sur l'étude d'un baromètre embarqué à bord d'un drone qui a pour vocation à être utilisé en tant qu'altimètre par transformation de la pression atmosphérique qu'il mesure. Nous nous intéressons d'abord à son fonctionnement et proposons une manière de l'utiliser ; ses erreurs – en particulier celles stochastiques – sont ensuite étudiées. Enfin, nous terminons par montrer que ce baromètre peut être utilisé en cas de perte du signal GPS dans un couplage GPS/INS pour stabiliser la composante verticale du drone.

**Mots clés :** Baromètre, fusion de capteurs, MEMS, GPS, IMU, INS, filtre de Kalman, nivellement barométrique, modèle d'atmosphère, processus stochastiques, variance en ondelettes, GMWM, drones.

---

## ABSTRACT

The merging of measurements from different sensors provides more precise, more robust and more reliable results relatively to a certain amount studied which is not necessarily measured. In the fields of tracking and georeferencing, the INS/GPS sensor fusion is commonly used.

In this work, we have widely focused about a barometer which is on boarded on a UAV and which aims to be used as an altimeter by converting atmospheric pressure it measures in height. We first study how it operates, we propose a way of using it and then highlight its errors – stochastic errors in particular. Finally, we point out that this barometer can be used in the case of a lost of the GPS signal in a classical coupling GPS/INS in order to maintain the UAV at the desired altitude.

**Key words :** Barometer, sensors fusion, MEMS, GPS, IMU, INS, Kalman filtering, barometric leveling, atmospheric model, stochastic process, wavelet variance, GMWM, UAV.