



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE)

Présentée et soutenue par :

Thomas LARA

le vendredi 5 décembre 2014

Titre :

Estimation des altitudes relatives d'un avion à l'aide d'un filtrage
hybride multi-gaussien

École doctorale et discipline ou spécialité :

EDSYS : Automatique

Unité de recherche :

Équipe d'accueil ISAE-ONERA CSDV

Directeur(s) de Thèse :

M. Philippe MOUYON (directeur de thèse)

M. André MONIN (co-directeur de thèse)

Jury :

N. HOUBERDON Ingénieur AIRBUS

J.-C. NOYER Professeur ULCO LISIC - Rapporteur

A. MONIN Chargé de recherche CNRS LAAS - Co-directeur de thèse

P. MOUYON Maître de recherche ONERA - Directeur de thèse

P. VANHEEGHE Professeur ECL LAGIS - Rapporteur

E. DUFLOS Professeur ECL LAGIS

A Ilona, ma fille que j'aime de tout mon cœur.



Remerciements

Je tiens ici à remercier toutes les personnes, qui ont contribué de près ou de loin, directement ou indirectement à ce travail.

Je tiens à remercier mes parents, mes frères et ma famille qui ont toujours été là pour moi et sur qui je sais que je pourrai toujours compter. Je les remercie pour leur soutien pendant ma thèse mais surtout pour tous les autres moments de ma vie. Ils sont indispensables à mon bonheur.

Je remercie également mon conjoint Jean-Philippe De Andrade et ma fille Ilona qui m'apportent de l'amour et du bonheur au quotidien et qui me rappellent souvent que le plus important dans la vie, c'est de profiter de chaque instant passé en famille ou entre amis et de voir les choses du bon côté.

Concernant ma thèse, je tiens à remercier en premier lieu mes deux 'papas' de thèse qui ont été bien plus que de simples directeurs de thèse : Philippe Mouyon et André Monin. Ils ont su me guider dans les moments difficiles de la thèse et ils ont su me transmettre les bases de leurs connaissances. Ils ont également joué un grand rôle pour mon équilibre, certainement sans le savoir, grâce à leurs qualités humaines indéniables.

En restant dans la 'famille' de thèse, je tiens à remercier ma grande 'sœur' : Laure Lafourcade. On a partagé le même bureau pendant toutes ces années et j'ai passé des soirées et des midis inoubliables avec elle. C'est une fille et une amie en or.

Je remercie également Philippe Delga qui a eu l'idée de lancer ce sujet de thèse à Airbus, qui m'a encadrée la première année et qui est resté très proche les années d'après. Il a été l'un de mes piliers à Airbus.

Je remercie Nour-ed-din Houberdon, mon référent à Airbus, qui a encadré ma thèse et avec qui j'ai apprécié discuter et travailler.

Je tiens également à remercier toutes les personnes qui m'ont fait part de leurs connaissances dans les différents domaines que j'ai eu à étudier au cours de ma thèse. Du côté de l'Onera, je tiens à remercier en particulier toute l'équipe du DCSD de l'Onera, Jacques Isbert et Thierry Huet du département DOTA, Caroline Pettrozzi qui a effectué son stage de fin d'études au DOTA et Henri-José Mametsa du département DEMR. Du côté d'Airbus, je tiens à remercier Alain Guillet, Florent Fabas, Thierry Bourret, Laurent Azoulai, toute l'équipe de EYAC et toute l'équipe de EYAN.

Enfin je ne pourrais terminer ces remerciements sans une énorme pensée à l'ensemble des mes amis d'avant, de pendant et d'après thèse : Laure, Solène, David, Nicolas, Jeff, Razvan, Yann, Jérémy et tous les autres.... Je vous adore.



Table des matières	v
1 Présentation générale de l'étude	1
1.1 Contexte de l'étude	1
1.2 Les utilisateurs de l'altitude relative	1
1.3 Définitions	2
1.3.1 L' altitude relative	2
1.3.2 Critères de performances	3
1.4 Besoins fonctionnels	3
1.5 Description de la démarche suivie	4
1.5.1 Analyse du problème	4
1.5.2 Simulation	5
1.5.3 Fusion de données	5
1.5.4 Évaluation	6
1.5.5 Remarques complémentaires	6
1.6 Organisation du manuscrit	6
2 Estimation d'état récursive : un état de l'art méthodologique	9
2.1 Introduction	9
2.2 Position du problème	10
2.2.1 Modèles stochastiques	10
2.2.2 Estimateurs d'état	10
2.3 Equations générales du filtrage	11
2.3.1 Prédiction	11
2.3.2 Correction	12
2.4 Solutions exactes	12
2.4.1 Systèmes linéaires gaussiens	13
2.4.2 Chaînes de Markov finies	13
2.4.3 Systèmes conditionnellement gaussiens	15
2.5 Approximations paramétriques	15
2.5.1 Approximation gaussienne	15
2.5.2 Somme de gaussiennes	16
2.6 Approximations non paramétriques	19
2.6.1 Méthodes déterministes	19
2.6.2 Méthodes stochastiques	20

2.7	<i>Systèmes hybrides</i>	21
3	<i>Capteurs et traitements : les choix</i>	23
3.1	<i>Sélection des capteurs</i>	23
3.1.1	<i>Les capteurs étudiés</i>	23
3.1.2	<i>Une analyse comparative multi-critères</i>	24
3.1.3	<i>Conclusion</i>	28
3.2	<i>Choix de la technique d'estimation</i>	29
3.2.1	<i>Equations du filtrage pour les systèmes hybrides</i>	29
3.2.2	<i>Approximation multi-gaussienne</i>	31
3.2.3	<i>Fonctionnement de l'algorithme</i>	33
3.2.4	<i>Analyse de l'architecture de filtrage</i>	34
3.2.5	<i>Exemple de résultats de l'algorithme de fusion de données</i>	37
3.2.6	<i>Conclusion</i>	38
4	<i>Modélisation d'un avion et de son environnement</i>	39
4.1	<i>Introduction</i>	39
4.2	<i>Dynamique de l'avion</i>	39
4.2.1	<i>Principe de la modélisation</i>	39
4.2.2	<i>Notations</i>	40
4.2.3	<i>Dynamique longitudinale de l'avion</i>	41
4.2.4	<i>Dynamique latérale de l'avion</i>	44
4.2.5	<i>Trajectoire de l'avion</i>	47
4.3	<i>Modèle de la dynamique de l'avion pour le filtrage</i>	53
4.4	<i>Modèle du sol</i>	54
4.4.1	<i>Modèle pour la simulation</i>	54
4.4.2	<i>Modèle pour la fusion</i>	55
4.5	<i>Conclusion</i>	56
5	<i>Analyse et modélisation des capteurs altimétriques</i>	57
5.1	<i>Le radio altimètre</i>	57
5.1.1	<i>Principe</i>	57
5.1.2	<i>Performances</i>	59
5.1.3	<i>Les faiblesses du radio altimètre actuel</i>	61
5.1.4	<i>Modèle de simulation</i>	64
5.1.5	<i>Modèle du radio altimètre pour le filtrage</i>	67
5.1.6	<i>Conclusion</i>	69
5.2	<i>Les systèmes de positionnement par satellites</i>	70
5.2.1	<i>Principe</i>	70
5.2.2	<i>Performances</i>	72
5.2.3	<i>Utilisation du GNSS</i>	75
5.2.4	<i>Les faiblesses du GPS actuel</i>	75
5.2.5	<i>Modèle de simulation</i>	77
5.2.6	<i>Modèle du GNSS pour le filtrage</i>	80
5.2.7	<i>Conclusion</i>	80
5.3	<i>Les bases de données de terrain</i>	81
5.3.1	<i>Principe</i>	81
5.3.2	<i>Performances</i>	81
5.3.3	<i>Les faiblesses des bases de données de terrain actuelles</i>	82
5.3.4	<i>Modèle de simulation</i>	83
5.3.5	<i>Modèle de la base de données de terrain pour le filtrage</i>	84

5.3.6	<i>Conclusion</i>	84
5.4	<i>Le baromètre</i>	85
5.4.1	<i>Principe</i>	85
5.4.2	<i>Performances</i>	85
5.4.3	<i>Utilisations envisagées du baromètre</i>	86
5.4.4	<i>Les faiblesses du baromètre actuel</i>	87
5.4.5	<i>Modèle du baromètre pour la simulation</i>	87
5.4.6	<i>Modèle du baromètre pour le filtrage</i>	89
5.4.7	<i>Conclusion</i>	89
5.5	<i>Le lidar</i>	91
5.5.1	<i>Principe</i>	91
5.5.2	<i>Calibration et performances d'un LIDAR</i>	96
5.5.3	<i>Utilisations</i>	101
5.5.4	<i>Les faiblesses du LIDAR</i>	101
5.5.5	<i>Modèle du LIDAR pour la simulation</i>	102
5.5.6	<i>Modèle du LIDAR pour le filtrage</i>	104
5.5.7	<i>Conclusion</i>	104
5.6	<i>L'indicateur de sol</i>	105
5.6.1	<i>Principe</i>	105
5.6.2	<i>Modèle de l'indicateur de sol pour la simulation</i>	105
5.6.3	<i>Modèle de l'indicateur de sol pour le filtrage</i>	106
5.6.4	<i>Conclusion</i>	106
6	<i>Validation de l'algorithme de fusion de données et évaluation des performances</i>	107
6.1	<i>Scénarios de test</i>	107
6.1.1	<i>Sélection des scénarios</i>	107
6.1.2	<i>Trajectoires de l'avion</i>	108
6.1.3	<i>Terrain survolé</i>	110
6.1.4	<i>Séquence de modes de fonctionnement des capteurs</i>	111
6.2	<i>Présentation des résultats de simulation</i>	111
6.3	<i>Conclusion sur les tests</i>	130
7	<i>Pistes d'amélioration</i>	131
7.1	<i>Introduire de nouveaux capteurs</i>	131
7.2	<i>Réduction du coût calculatoire</i>	132
7.2.1	<i>Regroupement des signatures de pannes</i>	132
7.2.2	<i>Réduire le nombre de transitions de modes à explorer</i>	134
7.3	<i>Autres pistes d'amélioration</i>	135
8	<i>Conclusion</i>	137
8.1	<i>Problématique</i>	137
8.2	<i>Réalisations</i>	137
8.3	<i>Les technologies retenues</i>	139
8.4	<i>L'algorithme de fusion de données et ses résultats</i>	139
8.5	<i>Perspectives</i>	140
	<i>Bibliographie</i>	141

Abréviations

<i>A/C</i>	<i>Aircraft</i>
<i>ADIRU</i>	<i>Air Data/Inertial Reference Unit</i>
<i>ADIRS</i>	<i>Air Data/Inertial Reference System</i>
<i>AESS</i>	<i>Aircraft Environment Surveillance System</i>
<i>AGL</i>	<i>Above Ground Level</i>
<i>CDS</i>	<i>Control and Display System</i>
<i>FH</i>	<i>Flight Hour</i>
<i>FMEA</i>	<i>Failure Mode and Effects Analysis</i>
<i>FRD</i>	<i>Functional Requirement Document</i>
<i>FWS</i>	<i>Flight Warning System</i>
<i>GNSS</i>	<i>Global Navigation Space System</i>
<i>GPS</i>	<i>Global Positioning System</i>
<i>GPIRS</i>	<i>Global Positioning Inertial Reference System</i>
<i>HDOP</i>	<i>Horizontal Dilution Of Precision</i>
<i>ILS</i>	<i>Instrument Landing System</i>
<i>INS</i>	<i>Inertial Navigation System</i>
<i>IRS</i>	<i>Inertial Reference System</i>
<i>LIDAR</i>	<i>Light Detection And Ranging</i>
<i>NCD</i>	<i>No Computed Data</i>
<i>NO</i>	<i>Normal Operation</i>
<i>RA</i>	<i>Radio Altimeter</i>
<i>SBAS</i>	<i>Satellite Based Augmentation System</i>
<i>SSM</i>	<i>Sign Status Matrix or Signal Status Message</i>
<i>TMA</i>	<i>Terminal Manœuvring Area</i>

1.1 Contexte de l'étude

Dans le cadre de l'amélioration continue de la fiabilité opérationnelle des avions Airbus et dans le contexte de l'augmentation du trafic aérien, Airbus souhaite augmenter la fiabilité et la régularité de ses opérations, en particulier pendant les phases critiques du vol comme l'approche, l'atterrissage ou le décollage.

Au cours de ces phases de vol, le radio altimètre est la seule source à bord qui fournit la hauteur de l'avion au-dessus du sol. Ce paramètre critique est utilisé dans les boucles automatiques de guidage (comme la fonction déclenchant l'arrondi lors de l'atterrissage) et les lois de contrôle (comme la fonction évitant à la queue de l'avion de toucher le sol au décollage).

C'est pourquoi, dans le cadre des activités cherchant à élaborer de nouvelles architectures des systèmes de navigation, Airbus a lancé le projet "Altitude relative". Celui-ci s'appuie principalement sur cette thèse (en collaboration avec les laboratoires de l'ONERA et du LAAS), et a pour objectif d'étudier des solutions permettant d'augmenter la fiabilité du paramètre critique "Hauteur de l'avion au-dessus du sol".

L'objectif est en réalité multiple. Il s'agit de :

- Supprimer les événements indésirables liés aux mauvais comportements du radio altimètre qui conduisent à des impacts opérationnels (comme la remise des gaz) pendant les phases critiques du vol.*
- Améliorer la précision, l'intégrité et la disponibilité de l'altitude relative.*
- Prendre en compte les nouveaux besoins opérationnels, pour lesquels une architecture basée uniquement sur le radio altimètre ne pourrait pas atteindre les objectifs attendus.*

Cet objectif nécessite d'identifier de nouveaux systèmes qui pourraient participer à la fonction altitude relative. Ils pourront correspondre à des équipements déjà disponibles à bord, à de nouvelles technologies ou à de nouveaux capteurs. Les solutions proposées pourront intégrer de nouveaux algorithmes et de nouveaux estimateurs. La solution finale pourra donc proposer une nouvelle architecture de systèmes.

1.2 Les utilisateurs de l'altitude relative

Les deux principaux utilisateurs de l'altitude relative sont les pilotes automatiques et les systèmes des commandes de vol dont les besoins ont été spécifiés dans une note technique

d'Airbus [1].

Les futures sous-fonctions du pilote automatique et des commandes de vol pourraient avoir besoin de performances renforcées sur les données d'altitude relative. Par exemple, une des nouvelles fonctions envisagées est la fonction "Pilote automatique permanent" qui affecte un grand nombre de sous-fonctions actuelles, en particulier en termes d'exigences d'intégrité, de disponibilité et de continuité. D'autres nouvelles fonctions comme "Atterrissage partout et tout temps", "Remise des gaz automatique" ou "gestion de l'énergie intégrée" affectent des sous-fonctions actuelles ou créent de nouvelles sous-fonctions. De plus, les pilotes automatiques/commandes de vol ont pour objectif d'améliorer ou de simplifier leurs logiques (par exemple, utiliser un paramètre venant d'un seul système au lieu d'utiliser plusieurs paramètres venant de plusieurs capteurs).

En plus de ces deux utilisateurs principaux, de nombreux autres systèmes comme ADIRS, AESS, CDS, FWS sont également intéressés et leurs besoins ont donc été recensés et inscrits dans un document Airbus énumérant les exigences fonctionnelles : FRD Altitude relative [1].

1.3 Définitions

Les définitions des principales données / paramètres utilisés dans ce mémoire sont présentées dans ce paragraphe.

1.3.1 L' altitude relative

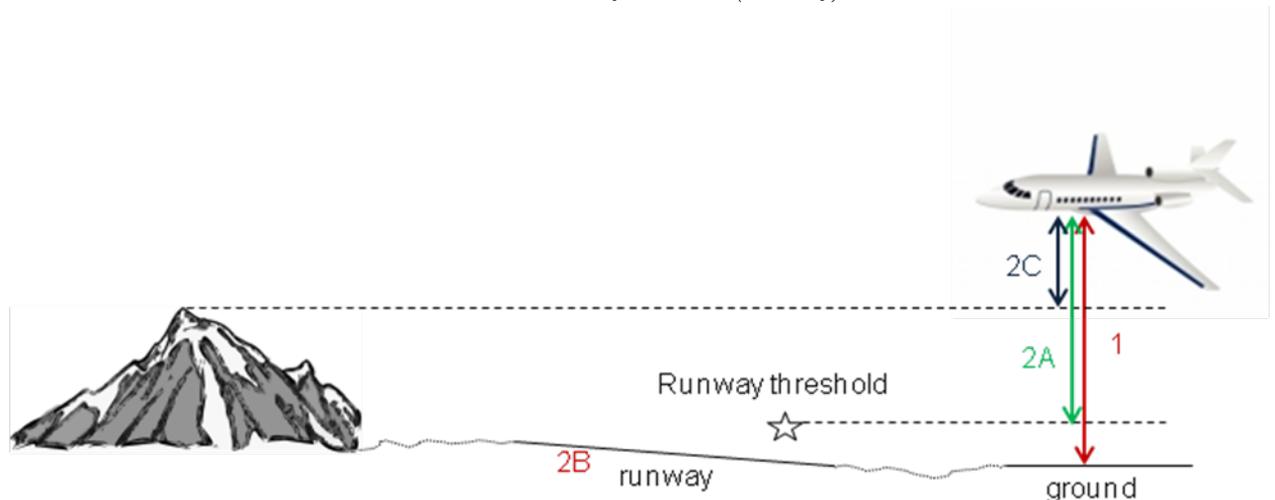
La fonction Altitude relative fournit :

- Des paramètres de hauteur de l'avion :
 - **Hra**, la hauteur entre l'avion et le sol à la verticale en-dessous de l'avion (plus exactement en-dessous des antennes du radio-altimètre). Cette hauteur peut également être appelée "**hauteur vraie**" dans ce document.
 - **Hrac**, hauteur équivalente à la hauteur Hra mais calculée pour fournir 0ft lorsque le train d'atterrissage principal touche la piste lors de l'atterrissage quel que soit l'assiette de l'avion,
 - **Hrc**, la hauteur du cône arrière de l'avion au-dessus de la piste, pour les besoins spécifiques de la fonction Anti-Tail Strike,
- et aussi la projection des hauteurs (ou potentiellement distances) au devant de l'avion le long de sa trajectoire
 - **Hrt**, la projection de la hauteur de l'avion au seuil de piste,
 - le **profil de la piste** afin de fournir au pilote automatique les informations de piste montante/descendante, pour gérer la fonction "Autoland Cat I Anytime Anywhere",
 - la **pente de la piste**, si le profil de la piste n'est pas assez précis pour certaines sous-fonction des pilote automatique/commandes de vol, comme le "Take-Off Monitoring",
 - **Hrelief**, la hauteur projetée de l'avion au relief à venir, pour les besoins spécifiques de la fonction "remise des gaz automatique" en mode préventif. Aujourd'hui, cette hauteur n'est pas une priorité.

Il faut noter que la hauteur Hrac tient compte de l'étalonnage du radio altimètre. En effet, le radio altimètre est calibré sur chaque avion pour donner une hauteur égale à 0ft lorsque le train d'atterrissage principal touche la piste lors de l'atterrissage. Ainsi, selon le type d'avion et selon l'emplacement des antennes, le paramètre Hrac peut, dans certains cas, être négatif et atteindre -20 pieds, par exemple au moment du décollage, lorsque la queue de l'avion est près du sol. Ainsi, la plage de sortie du radio altimètre est délimitée par [hmin, hmax], où hmin est l'offset du radio altimètre et hmax la portée du radio altimètre.

Le schéma suivant illustre :

- 1 : la hauteur de l'avion par rapport au sol (H_{ra})
- 2.A : la hauteur de l'avion au-dessus du seuil de piste (H_{rt})
- 2.B : le profil de la piste (pente, signe de la pente)
- 2.C : la hauteur de l'avion au-dessus du relief à venir (H_{relief})



Les contributeurs à l'obtention de l'altitude relative sont toutes les données de l'avion ou les traitements de ces données qui peuvent être utilisées pour le calcul ou la consolidation des hauteurs mentionnées précédemment.

Le périmètre opérationnel de l'altitude relative concerne les phases d'approche, d'atterrissage, de roulage et de décollage à différentes hauteurs au regard des besoins exprimés par les futurs utilisateurs.

1.3.2 Critères de performances

- **L'intégrité du système** : la probabilité que le système fournisse des données erronées sans avertissement.
- La **disponibilité du système** : la probabilité que la sortie du système ne soit pas disponible lors de l'opération pendant laquelle il est tenu d'être disponible.
- La **continuité du système** : la probabilité que les données fournies par un composant du système soient perdues pendant l'opération (par exemple, l'approche), en supposant que ces données étaient disponibles au début de l'opération...

1.4 Besoins fonctionnels

Les besoins fonctionnels actuels et futurs ainsi que leurs contraintes associées concernant les données d'altitude relative sont présentés dans la note technique d'Airbus [1] et la performance fonctionnelle allouée aux paramètres d'altitude relative sont définis dans le FRD [2].

Cette allocation préliminaire sur les performances (principalement la précision, la disponibilité, l'intégrité et la continuité) pourrait être affinée en fonction de la maturité de la définition des fonctions utilisatrices de l'altitude relative.

1.5 Description de la démarche suivie

Nous sommes parti du constat que d'une part la mesure de la hauteur Hra est indispensable pour de nombreuses fonctionnalités opérationnelles, et que d'autre part la mesure de Hra fournie par le système RA présente parfois des dysfonctionnements. L'objectif de la thèse en découle directement : il nous faut proposer et évaluer des solutions alternatives à la mesure de Hra par le système RA seul.

Notons d'ores et déjà que l'étude de l'amélioration interne du système de mesure RA lui-même est hors du champ de notre étude. Ainsi posé, le problème est donc de trouver quelle information complémentaire il faudrait utiliser pour pallier les défaillances des RA, et comment fusionner au mieux les informations disponibles.

Le travail réalisé pendant cette thèse se décompose en différentes tâches :

- Analyse du problème. Cette analyse nous a conduit à proposer diverses architectures de capteurs.*
- Simulation. La simulation qui a été développée permet de générer des pseudo-mesures dans des configurations rares (c'est-à-dire ici en forçant l'apparition de défaillances).*
- Fusion de données. C'est l'algorithme de traitement de l'ensemble des mesures disponibles.*
- Évaluation des performances. Réalisée sur des scénarios choisis, l'évaluation permet de conclure sur la pertinence des solutions proposées.*

Nous détaillons maintenant chacun de ces points.

1.5.1 Analyse du problème

Etude du système de mesure RA

Le premier travail de la thèse a consisté en l'étude du radio-altimètre et de ses dysfonctionnements. Nous nous appuyons ici sur différents documents : articles décrivant le fonctionnement d'un RA, analyses de défaillances déjà réalisées chez airbus [3], comptes rendus de vol [4], enquête auprès d'ingénieurs airbus. On a ainsi pu comprendre le fonctionnement nominal du capteur, lister ses dysfonctionnements potentiels, classer les symptômes et associer d'éventuelles origines physiques.

Recensement des autres capteurs utilisables

Il s'agissait de lister les capteurs susceptibles de donner des mesures de hauteur, et a priori susceptibles de compléter celles du RA. Nous avons étudié les capteurs déjà à bord de l'avion et aussi des capteurs nouveaux. Nous chercherons donc à utiliser simultanément plusieurs capteurs au travers d'un algorithme de fusion de données.

Proposition de solutions regroupant différents capteurs

La phase suivante de l'étude a consisté à sélectionner les capteurs intéressants pour notre étude. Nous avons pris comme critères : la faisabilité (installation à bord possible, maturité, prix...), l'observabilité de la hauteur sous avion et la dissimilarité des causes de dysfonctionnements.

Nous avons éliminé les capteurs utilisant les ultrasons (trop faible portée) ou le champ magnétique (trop imprécis), le GPS bistatic (peu fiable), les capteurs basés sur l'utilisation de la vision (technologie immature dans ce contexte de sécurité) et les LIDAR longue portée (trop lourds). Il reste alors à l'étude : le radio-altimètre, les systèmes GNSS, les bases de données de terrain, le baromètre, les systèmes inertiels (INS) et le LIDAR moyenne portée.

1.5.2 Simulation

L'outil de simulation doit permettre de générer des données les plus proches possibles des données réelles dans les différents modes opératoires des capteurs. On pourra ainsi simuler des cas extrêmement rares de dysfonctionnement des capteurs. Les données qui seront générées par ce simulateur seront utilisées pour mettre au point l'algorithme de fusion, et pour l'évaluation comparative des performances des diverses solutions proposées.

Les différents composants

Dans ce simulateur, on trouve un modèle de la dynamique de l'avion piloté ainsi qu'un modèle de l'environnement (sol et visibilité). On simule ainsi les conditions dans lesquelles sont effectuées les mesures.

Pour chaque capteur, les différents modes de fonctionnement sont représentés. Les caractéristiques des mesures générées sont propres à chaque mode de fonctionnement.

Les différents capteurs ne sont pas tous modélisés avec le même degré de raffinement en particulier en ce qui concerne les modes de défaillance. L'analyse conduite en phase 1 conduit de ce point de vue à un modèle assez riche du RA. Les systèmes GNSS, les bases de données de terrain, le baromètre et les systèmes INS sont par contre décrits moins finement. Une attention particulière a été portée sur le modèle de performance du télémètre LIDAR, mais ses modes de défaillance sont eux aussi peu représentés du fait d'un manque de documentation sur le sujet.

La construction et la validation des modèles utilisent des informations issues d'articles, de rapports Airbus et Onera, ainsi que de l'expertise d'ingénieurs.

Les interfaces

La nécessaire modularité du simulateur est une spécification importante à souligner. On doit pouvoir ajouter facilement de nouveaux capteurs, mais aussi modifier les modèles utilisés. On est, de fait, conduit à normaliser les interfaces des divers capteurs.

Le scénario décrit la simulation à réaliser. On peut spécifier des modifications environnementales, des défaillances de capteurs.

1.5.3 Fusion de données

L'algorithme de fusion agrège des mesures et des modèles de comportement. En sortie de l'algorithme de fusion, on fournit les probabilités des différents modes de fonctionnement pour chaque capteur, ainsi bien entendu qu'une estimation de la Hra et l'intervalle de confiance associé.

Modélisation pour la fusion

Le parti pris de cette étude est d'utiliser une approche bayésienne pour la fusion de données. Ainsi, les variables d'intérêt sont modélisées comme des processus stochastiques.

Pour représenter le comportement dynamique des mesures dans les différents modes opératoires, on introduit des modèles (linéaires) hybrides. La dynamique est modélisée par des états continus, et les modes par des états discrets. Les changements de modes sont caractéristiques de l'apparition de défaillance.

Les modèles de l'environnement et de l'avion développés ici sont relativement rustiques par rapport à ceux utilisés pour la simulation. En effet, il apparaît clairement que prendre en compte un modèle complexe de la dynamique de l'avion est inutile, la variable principale

d'intérêt étant l'altitude relative. En revanche, un tel modèle sera utilisé pour la simulation des données afin de valider la solution proposée de manière la plus convaincante possible.

Algorithme de fusion

Dans ce cadre bayésien, on sait exprimer formellement la solution au problème de l'estimation optimale de la hauteur et des modes opératoires des capteurs. Cette solution formelle n'est généralement pas calculable de manière analytique. On peut néanmoins en construire des approximations numériques plus ou moins précises.

Nous avons approximé la solution sous la forme d'une densité de probabilité multi-gaussienne qui apparaît être particulièrement bien adaptée à notre problématique (choix entre plusieurs hypothèses de fonctionnement). L'algorithme de fusion peut alors être vu comme une batterie de filtres de Kalman en parallèle dont les vraisemblances renseignent l'état des capteurs (défaillances ou non). Cet algorithme est parfaitement modulaire au sens où il n'a pas besoin d'être modifié si l'on change un des éléments de modélisation.

L'algorithme de fusion de données obtenu via le travail de la thèse ainsi que certains résultats ont été présentés lors de deux conférences internationales ([5] et [6]).

1.5.4 Évaluation

Pour évaluer les performances atteintes avec l'algorithme de fusion et les capteurs sélectionnés et pour statuer sur l'intérêt des solutions envisagées, des scénarios de test ont été élaborés et seront testés avec notre outil de simulation. Il est aussi envisagé d'évaluer certaines solutions à l'aide de données réelles de vol (radio-altimètre, GNSS, baromètre...).

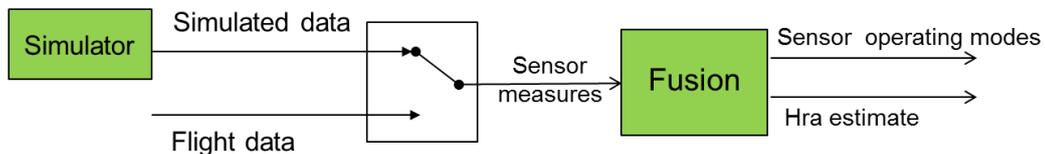


FIGURE 1.1 – Schéma bloc du simulateur

1.5.5 Remarques complémentaires

Une remarque importante est que parmi les diverses hauteurs relatives on se focalise essentiellement sur la Hra. On vérifiera néanmoins que les autres hauteurs avion (Hrac, Hrc) s'en déduisent par des transformations simples. En ce qui concerne les hauteurs projetées nous montrerons que, selon les jeux de capteurs envisagés, soit elles sont inaccessibles, soit elles sont obtenues par quelques calculs rudimentaires faisant intervenir des informations externes (bases de données) mais que leur intégrité est alors limitée par celle de ces informations externes.

1.6 Organisation du manuscrit

Après ce premier chapitre introductif, le chapitre 2 présente un état de l'art des méthodes d'estimation récursives pour les systèmes stochastiques markovien.

- *On y rappelle les notions de base du filtrage bayésien, ainsi que les quelques cas particuliers où une solution exacte au problème de l'estimation récursive optimale existe.*

- *On introduit aussi succinctement les méthodes permettant de construire une solution approchée quand une expression analytique de la solution exacte ne peut être trouvée. La méthode d'estimation que nous mettrons en œuvre en fait partie.*

Le chapitre 3 expose et justifie les différents choix que nous avons faits :

- *On commence par recenser l'ensemble des capteurs qu'il a été envisagé d'intégrer dans notre système d'estimation de la HRA. Puis on présente les critères permettant de juger de leurs intérêts respectifs, et bien entendu les architectures qui en découlent.*
- *Nous en venons ensuite au choix de l'algorithme de fusion lui-même. L'état de l'art et les spécificités des capteurs retenus nous conduisent ici à proposer l'utilisation d'un filtre de Kalman hybride multi-gaussien. Les développements méthodologiques relatifs à cet algorithme sont aussi décrits dans ce chapitre.*

Dans les chapitres 4 et 5 nous présentons de manière détaillée les différents composants physiques du système étudié.

- *Le comportement de l'avion et les caractéristiques de l'environnement où sont réalisées les mesures sont présentés dans le chapitre 4.*
- *Dans le chapitre suivant nous donnons une description assez détaillée du comportement des capteurs sélectionnés : radio altimètre, GNSS, base de données de terrain, baromètre, LIDAR, et indicateur de contact au sol.*

Dans ces deux chapitres, outre une description qualitative et quantitative des comportements, nous présentons aussi les modèles construits pour la simulation, et les modèles dédiés à la synthèse du filtre de fusion de données.

Le chapitre 6 propose une validation de l'algorithme de fusion et l'évaluation de ses performances pour des scénarios choisis. L'analyse de ces résultats nous conduit naturellement à proposer au chapitre 7 quelques pistes pour améliorer, les performances de l'algorithme d'estimation de la HRA, mais aussi la représentativité de la simulation qui est utilisée pour en évaluer les performances.

Le chapitre 8 est le chapitre de conclusion.

Estimation d'état récursive : un état de l'art méthodologique

2.1 Introduction

Ce chapitre présente un bref état de l'art des méthodes d'estimation récursives pour les systèmes stochastiques markoviens. Il n'est pas exhaustif, mais indique seulement les grandes lignes d'une arborescence de méthodes. Notre objectif est essentiellement ici de positionner l'approche que nous avons développée parmi celles existantes.

Nous nous plaçons dans le cadre bayésienne, et l'on commence par décrire la problématique de l'estimation récursive et les diverses notions d'estimation couramment utilisées (2.2). Ces estimations de l'état du système se calculent à partir de la densité de probabilité de l'état conditionnée par la connaissance des mesures.

On établit ensuite (2.3) les équations générales du filtrage qui montrent que cette densité de probabilité conditionnelle peut, théoriquement, se calculer de manière récursive. Elles comportent deux étapes : la prédiction (équation de Chapman-Kolmogorov) et la correction (règle de Bayes).

On introduit ensuite les deux cas fondamentaux pour lesquels une solution exacte au problème du filtrage est disponible : le cas des chaînes de Markov finies et le cas des systèmes linéaires gaussiens (2.4). Nous aurons recours à ces deux cas, entremêlés, pour décrire notre problématique de fusion multi-capteurs.

Dans le cas de modèles dynamiques généraux, une solution calculable en dimension finie et exacte aux équations du filtrage n'existe pas en général. Des solutions numériques approchées sont alors cherchées. Elles peuvent être classées en deux grandes familles : les approximations paramétriques et les approximations non paramétriques. Chacune de ces familles est rapidement décrite (2.5 et 2.6).

Pour une analyse plus exhaustive, ou pour obtenir plus de détails sur certaines familles de méthodes on pourra consulter par exemple [7, 8].

La problématique de l'estimation à partir d'un ensemble de capteurs pouvant présenter des défaillances s'inscrit dans le cadre de l'estimation des systèmes hybrides. Nous l'abordons pour terminer ce rapide panorama méthodologique (2.7).

2.2 Position du problème

2.2.1 Modèles stochastiques

D'une manière générale, le problème d'estimation considéré ici consiste à reconstruire la valeur x_k d'un signal aléatoire x à l'instant courant k à partir de la séquence de ses observations sur les instants antérieurs

$$Y_k = \{y_i, i = 0, \dots, k\}$$

L'évolution du signal x est supposée markovienne. Cela signifie que si on connaît x_k la valeur de x à l'instant k , alors la connaissance de x aux instants antérieurs n'apporte aucune information sur l'évolution future de x . On dit que le présent résume le passé.

Le signal de mesure y est supposé lui sans mémoire. C'est-à-dire que y_k dépend de x_k , mais pas des valeurs antérieures de y .

Le comportement d'un tel signal peut être décrit par les équations suivantes.

Système dynamique markovien :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f_k(x_k, w_k) \\ y_k = h_k(x_k, v_k) \end{cases} \quad (2.1)$$

x_k représente l'état du système à l'instant k . Sa dynamique est régie par l'équation récurrente (2.1, première équation). f_k est la fonction de transition. w_k est le bruit d'état ; Sa densité de probabilité p_k^w est supposée connue.

y_k représente l'observation (bruitée) à l'instant k . Il est lié à l'état par l'équation de mesure (2.1, deuxième équation). h_k est la fonction d'observation. v_k est le bruit de mesure ; Sa densité de probabilité p_k^v est supposée connue. Les bruits w_k et v_k sont supposés à réalisations indépendantes dans le temps garantissant ainsi la propriété markovienne du système.

Le filtrage consiste à déterminer, à partir des mesures disponibles $Y_k = \{y_i, i = 0, \dots, k\}$ jusqu'à l'instant courant k , le meilleur estimateur \hat{x}_k de l'état x_k optimisant un critère de performance choisi.

2.2.2 Estimateurs d'état

Nous utiliserons essentiellement deux types d'estimateurs : l'estimateur à maximum de vraisemblance a posteriori (MAP) et l'estimateur à minimum de variance. Leurs définitions sont données ci-dessous.

- **Estimateur à maximum de vraisemblance**

Cet estimateur maximise la vraisemblance a posteriori de l'état à l'instant courant étant donnée les observations sur le passé. Par définition, cet estimateur est basé sur la probabilité conditionnelle $p(x_k|Y_k)$.

$$\hat{x}_k = \arg \max_{x_k} p(x_k|Y_k) \quad (2.2)$$

- **Estimateur à minimum de variance**

Cet estimateur minimise la variance de l'erreur d'estimation connaissant les mesures passées :

$$\hat{x}_k = \arg \min_{\xi_k} E(\|x_k - \xi_k\| | Y_k)$$

On montre qu'il coïncide avec l'espérance conditionnelle $E(x_k | Y_k)$, ce qui s'écrit encore :

$$\hat{x}_k = \int x_k p(x_k | Y_k) dx_k \quad (2.3)$$

Ces deux estimateurs nécessitent donc, pour être calculés, la connaissance de la densité de probabilité de l'état conditionnelle aux mesures $p(x_k | Y_k)$. Les équations générales du filtrage présentées ci-dessous (2.5 et 2.7) montrent que le calcul de $p(x_k | Y_k)$ s'écrit sous forme récursive pour les systèmes markoviens.

- **Estimateur à maximum de vraisemblance trajectorielle**

Cet estimateur cherche à déterminer la trajectoire de l'état (notée $X_k = \{x_i, i = 0, \dots, k\}$) la plus vraisemblable au vue de la séquence d'observations ($Y_k = \{y_i, i = 0, \dots, k\}$). Il est défini par :

$$\hat{X}_k = \arg \max_{X_k} p(X_k | Y_k) \quad (2.4)$$

Ici $p(X_k | Y_k)$ est la vraisemblance conditionnelle de la trajectoire d'état X_k sachant les observations Y_k .

On peut alors montrer que le point terminal de la trajectoire optimale peut se calculer sous forme récursive. En revanche, le calcul de toute la trajectoire optimale s'appuie sur un calcul à rebours s'appuyant sur cette valeur et n'est par conséquent pas récursif.

2.3 Equations générales du filtrage

L'objet du filtrage est de reconstruire la densité de probabilité de l'état conditionnelle aux mesures $p(x_k | Y_k)$. Cette densité sera ensuite utilisée pour construire une estimation de l'état au sens du maximum de vraisemblance ou au sens du minimum de variance.

L'utilisation de quelques rudiments de probabilité conditionnelle et en particulier du caractère markovien de x et de la règle de Bayes, nous permettent de montrer que le calcul de $p(x_k | Y_k)$ s'écrit sous une forme récursive.

2.3.1 Prédiction

Supposons connue $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$ la densité à l'instant $k-1$. L'étape de prédiction consiste à calculer la densité a priori $p(x_k | Y_{k-1})$, c'est-à-dire la densité de l'état à l'instant k conditionnelle aux $k-1$ dernières observations.

L'intégration de $p(x_k | x_{k-1})$ sur l'ensemble des valeurs possibles de x_{k-1} donne $p(x_k)$. C'est le théorème des probabilités composées :

$$p(x_k) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1}) dx_{k-1}$$

Appliqué à la densité conditionnelle aux mesures passées Y_{k-1} , ce théorème donne :

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}, Y_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1}$$

Le caractère markovien permet d'assurer que $p(x_k | x_{k-1}, Y_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1})$ puisque les mesures sur le passé Y_{k-1} n'apportent pas d'information par rapport à la connaissance de l'état à l'instant $k-1$. On obtient ainsi la formule de prédiction encore appelée équation de Chapman-Kolmogorov :

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1} \quad (2.5)$$

Cette formule fait apparaître la probabilité de transition $p(x_k|x_{k-1})$. Dans la suite nous considèrerons souvent des bruits d'état additifs. C'est-à-dire que l'équation d'état est de la forme : $x_{k+1} = f_k(x_k) + w_k$. La probabilité de transition s'exprime alors facilement en fonction de la densité p_k^w du bruit d'état.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f_k(x_k) + w_k \\ \implies & \boxed{p(x_k|x_{k-1}) = p_{k-1}^w(x_k - f_{k-1}(x_{k-1}))} \end{aligned} \quad (2.6)$$

2.3.2 Correction

Pour obtenir $p(x_k|Y_k)$ il suffit maintenant d'appliquer la règle de Bayes. De même que précédemment, nous commençons simplement en utilisant seulement le conditionnement par rapport à la mesure y_k obtenue à l'instant courant k .

$$\begin{aligned} p(x_k|y_k) &= \frac{p(y_k|x_k)p(x_k)}{p(y_k)} \\ \text{où } p(y_k) &= \int p(y_k|x_k)p(x_k)dx_k \end{aligned}$$

Appliquons maintenant cela à la densité conditionnelle aux mesures passées Y_{k-1} . Il vient :

$$\begin{aligned} p(x_k|y_k, Y_{k-1}) &= \frac{p(y_k|x_k, Y_{k-1})p(x_k|Y_{k-1})}{p(y_k|Y_{k-1})} \\ \text{où } p(y_k|Y_{k-1}) &= \int p(y_k|x_k, Y_{k-1})p(x_k|Y_{k-1})dx_k \end{aligned}$$

Le caractère sans mémoire du processus d'observation permet de simplifier les expressions puisque : $p(y_k|x_k, Y_{k-1}) = p(y_k|x_k)$. On obtient ainsi l'équation de correction cherchée qui permet le calcul de la densité a posteriori (i.e. après la mesure) à partir de la densité a priori (i.e. avant la mesure) :

$$\begin{aligned} \boxed{p(x_k|Y_k) = \frac{p(y_k|x_k)p(x_k|Y_{k-1})}{p(y_k|Y_{k-1})}} \\ \text{où } p(y_k|Y_{k-1}) = \int p(y_k|x_k)p(x_k|Y_{k-1})dx_k \end{aligned} \quad (2.7)$$

Cette formule fait apparaître la vraisemblance des mesures $p(y_k|x_k)$. Dans la suite nous considèrerons souvent des bruits de mesure additifs. C'est-à-dire que l'équation de mesure est de la forme : $y_k = h_k(x_k) + v_k$. La vraisemblance s'exprime alors facilement en fonction de la densité p_k^v du bruit de mesure.

$$\begin{aligned} y_k &= h_k(x_k) + v_k \\ \implies & \boxed{p(y_k|x_k) = p_k^v(y_k - h_k(x_k))} \end{aligned} \quad (2.8)$$

2.4 Solutions exactes

Les équations du filtrage récursif ne peuvent pas se résoudre de manière exacte sauf dans certains cas très particuliers : le cas des systèmes linéaires gaussiens, et le cas des chaînes de Markov finies.

2.4.1 Systèmes linéaires gaussiens

Dans ce cas le modèle prend la forme suivante :

$$\begin{cases} x_{k+1} = F_k x_k + G_k w_k \\ y_k = H_k x_k + v_k \end{cases} \quad (2.9)$$

La condition initiale suit une loi gaussienne : $x_0 \sim \mathcal{N}(m_0, P_0)$. Les bruits sont blancs gaussiens indépendants centrés : $w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$, $v_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$.

On montre dans ce cas que le vecteur d'état x_k reste gaussien au cours du temps et que les densités conditionnelles a priori et a posteriori sont aussi des gaussiennes. On les note :

$$\begin{aligned} p(x_k | Y_{k-1}) &= \mathcal{N}(\hat{x}_{k|k-1}, P_{k|k-1}) \\ p(x_k | Y_k) &= \mathcal{N}(\hat{x}_{k|k}, P_{k|k}) \end{aligned}$$

On remarquera que l'on utilise ici volontairement la notation \hat{x} pour désigner la moyenne des gaussiennes. En effet l'estimation a posteriori de x_k (au sens du maximum de vraisemblance, ou du minimum de variance) est bien $\hat{x}_{k|k}$, et l'estimation a priori est bien $\hat{x}_{k|k-1}$.

Rappelons encore une fois que dans ce cadre linéaire gaussien, les estimations de l'état à minimum de variance et à maximum de vraisemblance coïncident. Elles sont toutes les deux données ici par \hat{x} .

Les équations générales du filtrage (2.5 et 2.7) se ramènent alors au calcul récursif des moyennes ($\hat{x}_{k|k-1}$ et $\hat{x}_{k|k}$) et des covariances associées ($P_{k|k-1}$ et $P_{k|k}$). Elles ont été établies par Kalman, et portent le nom de filtre de Kalman.

Filtre de Kalman	
Prédiction	$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1 k} &= F_k \hat{x}_{k k} \\ P_{k+1 k} &= F_k P_{k k} F_k^T + G_k Q_k G_k^T \end{aligned}$
Correction	$\begin{aligned} \nu_{k+1} &= y_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1 k} \\ S_{k+1} &= H_{k+1} P_{k+1 k} H_{k+1}^T + R_{k+1} \\ K_{k+1} &= P_{k+1 k} H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1} \\ \hat{x}_{k+1 k+1} &= \hat{x}_{k+1 k} + K_{k+1} \nu_{k+1} \\ P_{k+1 k+1} &= P_{k+1 k} - K_{k+1} H_{k+1} P_{k+1 k} \end{aligned}$

Le vecteur ν_k est l'innovation, c'est-à-dire l'écart entre la valeur de la mesure et sa valeur prédite. La matrice S_k est la covariance de ν_k .

Nous avons vu ci-dessus que la matrice $P_{k|k}$ est la covariance de $x_k | Y_k$. Mais, comme $\hat{x}_{k|k} = E(x_k | Y_k)$, $P_{k|k}$ est aussi la covariance de l'erreur d'estimation $x_k - \hat{x}_{k|k} | Y_k$. Cette matrice est donc une mesure de l'erreur d'estimation.

2.4.2 Chaînes de Markov finies

On parle de chaîne de Markov finie quand le vecteur d'état x prend ses valeurs sur un ensemble discret fini $\mathcal{X} = \{e_i, i = 1, \dots, M\}$ (souvent appelé alphabet) et que la dynamique

d'évolution de x est décrite par les probabilités de transition d'une valeur à l'autre $p_k^{i,j}$:

$$p_k^{i,j} = P(x_k = e_i | x_{k-1} = e_j)$$

La densité de probabilité de transition $p(x_k | x_{k-1} = e_j)$ s'écrit donc sous forme d'un peigne de Dirac. Nous lui associons ici une équation de mesure à bruit additif pour obtenir le modèle :

$$\boxed{\begin{aligned} p(x_k | x_{k-1} = e_j) &= \sum_{i=1}^M p_k^{i,j} \delta(x_k - e_i) \\ y_k &= h_k(x_k) + v_k \end{aligned}} \quad (2.10)$$

On montre dans ce cas que les densités conditionnelles a priori et a posteriori sont aussi des peignes de Dirac centrés sur les e_j .

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \sum_{i=1}^M \rho_{k|k-1}^i \delta(x_k - e_i)$$

où $\rho_{k|k-1}^i = P(x_k = e_i | Y_{k-1})$

et

$$p(x_k | Y_k) = \sum_{i=1}^M \rho_{k|k}^i \delta(x_k - e_i)$$

où $\rho_{k|k}^i = P(x_k = e_i | Y_k)$

Avec ces expressions des densités a priori et a posteriori, les équations du filtrage (2.5 et 2.7) se ramènent alors simplement au calcul récursif des probabilités conditionnelles ($\rho_{k|k-1}^i$ et $\rho_{k|k}^i$).

Filtrage pour une chaîne de Markov finie

Prédiction

$$\rho_{k|k-1}^i = \sum_{j=1}^M p_k^{i,j} \rho_{k-1|k-1}^j$$

Correction

$$\rho_{k|k}^i = \frac{\rho_{k|k-1}^i p(y_k | x_k = e_i)}{p(y_k | Y_{k-1})}$$

où $p(y_k | Y_{k-1}) = \sum_{j=1}^M \rho_{k|k-1}^j p(y_k | x_k = e_j)$

et $p(y_k | x_k = e_j) = p^v(y_k - h(e_j))$

Dans le cadre de chaînes de Markov finies, l'estimation à minimum de variance n'a guère de sens puisque c'est une somme pondérée des valeurs possibles de l'état. On lui préférera en général l'estimation au sens du maximum de vraisemblance :

$$\hat{x}_k = e_{i^*} \quad \text{où } i^* = \arg \max_i \rho_{k|k}^i$$

2.4.3 Systèmes conditionnellement gaussiens

Un autre cas intéressant conduit à une solution exacte, il s'agit du cas des systèmes conditionnellement gaussien. Ces systèmes sont décrits par une dynamique linéaire gaussienne connaissant l'ensemble des mesures passées. C'est-à-dire que les matrices F_k, H_k, \dots dépendent de Y_{k-1} .

Dans ce cas l'état n'a plus un comportement gaussien. Mais on montre cependant que les densités conditionnelles restent des gaussiennes. Les équations du filtre de Kalman fournissent alors encore une solution exacte au problème du filtrage.

2.5 Approximations paramétriques

De nombreuses solutions approchées ont été proposées pour résoudre les équations du filtrage de manière approchée. Quand les densités conditionnelles ont une structure fixée (par exemple ce sont des lois gaussiennes), mais dépendent de paramètres (la moyenne et la variance dans notre exemple) on parle d'approximation paramétrique. C'est ce type de solution qu'on examine ici.

Pour éviter trop de complexité dans l'exposé, nous considérons ici seulement le cas des systèmes dynamiques markovien à bruits additifs. Ils sont décrits par :

$$\begin{array}{l} x_{k+1} = f_k(x_k) + w_k \\ y_k = h_k(x_k) + v_k \end{array} \quad (2.11)$$

En filtrage on préfère souvent une description purement statistique du comportement de signal aléatoire x et de la mesure associée y . On écrit alors, en faisant apparaître les densités de probabilités (ddp) p_k^w et p_k^v des bruits :

$$\begin{array}{l} p(x_{k+1}|x_k) = p_k^w(x_{k+1} - f_k(x_k)) \\ p(y_k|x_k) = p_k^v(y_k - h_k(x_k)) \end{array} \quad (2.12)$$

2.5.1 Approximation gaussienne

La plus connue des solutions approchée est le filtrage de Kalman étendu. Il s'agit d'approximer le modèle par linéarisation autour de l'estimation courante pour pouvoir continuer d'appliquer les équations du filtre de Kalman. On cherche donc dans ce cas une approximation gaussienne des densités, bienqu'elles ne soient plus gaussiennes.

Le filtre de Kalman sans parfum recherche aussi une approximation gaussienne des densités. Il évite cependant l'utilisation de linéarisations. La transformation des moyennes et des covariances des gaussiennes à travers les non linéarités du modèle sont estimées via des échantillonnages (déterministes). On gagne ainsi généralement en précision.

Filtre de Kalman étendu

On rappelle ici les équations de ce filtre dans le cas d'un système non linéaire à bruits additifs (2.11).

Filtre de Kalman étendu	
Prédiction	avec $F_k = \frac{\partial f_k}{\partial x}(\hat{x}_{k k})$
	$\hat{x}_{k+1 k} = f_k(\hat{x}_{k k})$ $P_{k+1 k} = F_k P_{k k} F_k^T + Q_k$
Correction	avec $H_{k+1 k} = \frac{\partial h_{k+1}}{\partial x}(\hat{x}_{k+1 k})$
	$\nu_{k+1} = y_{k+1} - h_{k+1}(\hat{x}_{k+1 k})$ $S_{k+1} = H_{k+1} P_{k+1 k} H_{k+1}^T + R_{k+1}$ $K_{k+1} = P_{k+1 k} H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1}$ $\hat{x}_{k+1 k+1} = \hat{x}_{k+1 k} + K_{k+1} \nu_{k+1}$ $P_{k+1 k+1} = P_{k+1 k} - K_{k+1} H_{k+1} P_{k+1 k}$

Filtre de Kalman sans parfum

On peut améliorer le filtre de Kalman étendu en calculant l'évolution de la moyenne et de la covariance par des techniques plus élaborées qu'une simple linéarisation. La transformation sans parfum [9] a été introduite dans ce but. Elle utilise un maillage déterministe d'un ellipsoïde autour de l'estimation courante (ellipsoïde défini par la covariance, centré sur la moyenne). Les images des points du maillage par une fonction non linéaire permettent d'évaluer la transformation de l'estimation et de la covariance à travers la non linéarité.

Ainsi le filtre de Kalman sans parfum [10, 11] est un filtre de Kalman étendu qui utilise cette transformation sans parfum pour mettre à jour l'estimation et la covariance sans linéariser les fonctions f et h . On gagne en précision sur l'évolution des gaussiennes utilisées pour approximer les densités a priori et a posteriori.

On notera par ailleurs que cet outil évite le calcul explicite des matrices jacobiniennes de f et h .

2.5.2 Somme de gaussiennes

D'autres méthodes recherchent une approximation des densités sous des formes plus riches que de simples gaussiennes. La plus ancienne est l'approximation par des sommes de gaussiennes, approche développée dans [12]. On emploie maintenant plus volontiers le terme de mélange de gaussiennes.

Approximation multi-gaussienne

Dans ce cas la densité de probabilité a posteriori est représentée par une somme de N gaussiennes pondérées.

$$p(x_k|Y_k) = \sum_{j=1}^N \rho_k^j \mathcal{N}(x_k - \hat{x}_{k|k}^j, P_{k|k}^j) \quad (2.13)$$

Les paramètres des composantes gaussiennes \mathcal{N} sont les centres $\hat{x}_{k|k}^j$, et les covariances $P_{k|k}^j$. Les ρ^i sont les poids ou coefficients de pondération. On a bien entendu : $0 \leq \rho^i \leq 1$ et $\sum_{i=1}^N \rho^i = 1$.

L'estimation à minimum de variance (i.e. $\hat{x}_{k|k}$) s'obtient en intégrant x_k pondéré par $p(x_k|Y_k)$. De même, en intégrant l'erreur quadratique on obtient l'erreur quadratique moyenne ($P_{k|k}$). Après quelques manipulations, tout ceci s'écrit sous la forme :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|k} &= \sum_{i=1}^N \rho_k^i \hat{x}_{k|k}^i \\ P_{k|k} + \hat{x}_{k|k} \hat{x}_{k|k}^T &= \sum_{i=1}^N \rho_k^i (P_{k|k}^i + \hat{x}_{k|k}^i (\hat{x}_{k|k}^i)^T) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Reste à déterminer comment doivent évoluer les caractéristiques et poids des composantes gaussiennes au cours du temps.

Equations du filtrage multi-gaussien

On considère toujours le cas d'un système non linéaire à bruits additifs (2.11). Nous supposons que la condition initiale en x et les bruits w et v sont gaussiens. La technique s'étend naturellement au cas de bruits ou d'une condition initiale représentés par des sommes de gaussiennes.

Considérons tout d'abord la partie prédiction du filtrage. L'équation de Chapman-Kolmogorov (2.5) fait intervenir la densité a posteriori $p(x_{k-1}|Y_{k-1})$ et la densité de probabilité de transition $p(x_k|x_{k-1})$. Le premier terme est, par hypothèse, une somme de gaussiennes. Le second est une gaussienne puisque (2.12) :

$$p(x_k|x_{k-1}) = p_{k-1}^w(x_k - f_k(x_{k-1}))$$

et que p^w est une gaussienne. Si le bruit de dynamique est relativement "faible" (c'est-à-dire d'écart type petit par rapport au domaine de validité de la linéarisation de la fonction f_k), le produit de chaque densité de probabilité présent dans la somme 2.13 peut alors être approximé par une densité gaussienne (filtre de Kalman étendu ou filtre sans parfum). L'intégration sur x_{k-1} conduit alors à une densité a priori $p(x_k|Y_{k-1})$ qui est encore une somme de gaussiennes.

En correction, l'équation (2.7) fait aussi intervenir un produit de deux termes : la densité a priori $p(x_k|Y_{k-1})$ qui est une somme de gaussiennes et la vraisemblance de la mesure $p(y_k|x_k)$ qui est une gaussienne. En effet cette dernière s'écrit (2.12) :

$$p(y_k|x_k) = p_k^v(y_k - h_k(x_k))$$

qui est une gaussienne car p^v l'est. A nouveau, si le bruit de mesure est petit par rapport au domaine de validité de la linéarisation de h_k , le produit peut alors être approximé par une somme de gaussiennes.

Les équations générales du filtrage montrent aussi que les caractéristiques (centres, covariances) des composantes gaussiennes des densités (a priori et a posteriori) évoluent conformément aux équations du filtre de Kalman étendu (ou sans parfum). Les poids des composantes sont quant à eux mis à jour proportionnellement à la vraisemblance des mesures.

Filtre de Kalman multi-Gaussien (bruits faibles)

Prédiction

$$\text{avec } F_k^j = \frac{\partial f_k}{\partial x}(\hat{x}_{k|k}^j)$$

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k+1|k}^j &= f_k(\hat{x}_{k|k}^j) \\ P_{k+1|k}^j &= F_k^j P_{k|k}^j (F_k^j)^T + Q_k \\ \rho_{k+1|k}^j &= \rho_{k|k}^j\end{aligned}$$

Correction

$$\text{avec } H_{k+1|k}^j = \frac{\partial h_{k+1}}{\partial x}(\hat{x}_{k+1|k}^j)$$

$$\begin{aligned}\nu_{k+1}^j &= y_{k+1} - h_{k+1}(\hat{x}_{k+1|k}^j) \\ S_{k+1}^j &= H_{k+1}^j P_{k+1|k}^j (H_{k+1}^j)^T + R_{k+1} \\ K_{k+1}^j &= P_{k+1|k}^j (H_{k+1}^j)^T (S_{k+1}^j)^{-1} \\ \hat{x}_{k+1|k+1}^j &= \hat{x}_{k+1|k}^j + K_{k+1}^j \nu_{k+1}^j \\ P_{k+1|k+1}^j &= P_{k+1|k}^j - K_{k+1}^j H_{k+1}^j P_{k+1|k}^j \\ \rho_{k+1|k+1}^j &= \frac{\rho_{k+1|k}^j \mathcal{N}(\nu_{k+1}^j, S_{k+1}^j)}{\sum_i \rho_{k+1|k}^i \mathcal{N}(\nu_{k+1}^i, S_{k+1}^i)}\end{aligned}$$

Du point de vue calculatoire, tout se passe donc comme si on avait N filtres de Kalman en parallèle.

Cas de non linéarités fortes

Le filtre multi-gaussien utilise plusieurs linéarisations. Pour qu'elles soient valables il convient que les covariances des bruits restent faibles. Les linéarisations doivent garder un sens sur le domaine d'incertitude autour du point de linéarisation.

En fait quand les non linéarités sont fortes par rapport aux covariances des bruits, on a intérêt pour éviter cette dégénérescence à remplacer les modèles gaussiens des bruits par des modèles multi-gaussiens, et cela même si les bruits sont réellement gaussiens. Les covariances des diverses composantes de ces approximations doivent être suffisamment petites pour que les linéarisations restent valables.

L'inconvénient de cette démarche est de faire croître (de façon exponentielle) le nombre de

composantes gaussiennes au cours des itérations. Si par exemple on utilise N_w composantes pour représenter le bruit d'état w , l'étape de prédiction multiplier le nombre de composantes gaussiennes par N_w . De même si on utilise N_v composantes pour modéliser le bruit de mesure, l'étape de correction multiplier le nombre de gaussiennes par N_v .

Afin de maîtriser la complexité calculatoire il est alors nécessaire d'introduire un processus de sélection. On peut par exemple éliminer les composantes de poids négligeables, ou encore regrouper certaines composantes voisines, de sorte que le nombre total de composantes gaussiennes reste identique au cours des itérations.

Autres bases de fonctions

Il est également possible de décomposer les densités de probabilité sur d'autres fonctions que des gaussiennes. En particulier quand l'espace d'état est un hypercube, on peut aussi utiliser des bases de fonctions comme les exponentielles complexes (Fourier), les polynômes d'Hermitte, ...

Nous avons vu qu'un des intérêts des sommes de gaussiennes est que lors des étapes de prédiction et de correction, les sommes de gaussiennes restent des sommes de gaussiennes. Cette propriété de maintien dans l'espace d'approximation choisi n'est pas satisfaite avec d'autres fonctions que les gaussiennes. Il faudra donc généralement mettre en place une procédure de projection sur l'espace d'approximation après ces étapes.

2.6 Approximations non paramétriques

On parle d'approximation non paramétrique quand les densités conditionnelles sont approchées par des sommes Dirac pondérées. On écrira par exemple la densité conditionnelle a posteriori sous la forme :

$$p(x_k|Y_k) \approx \hat{p}(x_k|Y_k) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (2.15)$$

Les x_k^i sont les supports des mesures Dirac et les w_k^i leurs poids ($w_k^i \geq 0$, $\sum_i w_k^i = 1$).

La qualité de l'approximation de p par \hat{p} ne peut évidemment pas être évaluée en comparant leurs valeurs ponctuelles puisque p est généralement une fonction infiniment dérivable, alors que \hat{p} n'en est pas une (c'est une distribution au sens de Schwartz). On examinera plutôt si les moments (moyenne et variance généralement) évalués avec \hat{p} sont proches de ceux évalués avec p . On parle alors d'approximation faible en dualité sur des fonctions test. Ainsi pour la moyenne, on considère l'approximation suivante :

$$E[x_k|Y_k] = \int x_k p(x_k|Y_k) dx_k \approx \int x_k \hat{p}(x_k|Y_k) dx_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$$

2.6.1 Méthodes déterministes

Certaines méthodes non paramétriques utilisent un maillage déterministe et fixe de l'espace d'état. Elles sont bien entendu restreintes aux très petites dimensions.

La première approximation considérée utilise un maillage fixe de l'espace d'état. Le filtre associé porte le nom de *Point Mass Filter*.

2.6.2 Méthodes stochastiques

Les méthodes stochastiques reposent sur le principe de Monte-Carlo. On réalise des tirages aléatoires et les échantillons sont moyennés pour approximer l'espérance. Le point de départ est donc l'échantillonnage aléatoire rappelé ci-après.

Appliqué au problème de l'estimation de l'état des systèmes dynamiques stochastiques, ce principe a conduit au développement très populaire du filtrage dit particulaire. Ce filtrage cherche à approcher la loi conditionnelle de l'état connaissant les observations par un peigne de Diracs pondérés. Les points d'un échantillon sont appelés particules. Leurs localisations et leurs poids sont mis à jour récursivement.

L'échantillonnage aléatoire

L'intérêt de l'utilisation de tirages aléatoires provient du théorème central limite. Reprenons la formule d'approximation d'une densité par un peigne de Dirac pondérés (équation 2.15). Quand tous les poids sont égaux ($w_k^i = 1/N$) et si les positions des Dirac (les x_k^i) sont des échantillons de la vraie densité (i.e. des valeurs choisies au hasard selon la même loi de probabilité p) alors le théorème central limite assure que lorsque N est assez grand, l'approximation est correcte (l'erreur est majorée par $1/\sqrt{N}$) :

$$\left\{x_k^i\right\}_{i=1}^N \sim p(x_k|Y_k) \implies \left|E[x_k|Y_k] - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_k^i\right| \leq 1/\sqrt{N}$$

Dans notre contexte de filtrage la loi $p(x_k|Y_k)$ n'est pas connue puisque c'est le processus de filtrage qui doit la construire afin d'estimer x_k . Réaliser le tirage aléatoire des x_k^i suivant cette loi de probabilité n'est donc pas immédiat. Mais plusieurs solutions existent à ce problème : les méthodes de Monte-Carlo par chaîne de Markov (algorithme de Metropolis-Hasting, l'échantillonneur de Gibbs, ...), les méthodes d'échantillonnage pondéré, d'acceptation-rejet, etc.

Ainsi par exemple la formule d'approximation d'une densité par un peigne de Dirac pondérés (équation 2.15) correspond à ce qui est appelé un échantillonnage pondéré (importance sampling en anglais). Les x_k^i sont tirés aléatoirement selon une loi q connue et proche de p . Les poids sont ajustés pour tenir compte de (et réduire) l'écart entre q et p . La qualité de l'approximation est évidemment moins bonne dans ce cas.

Le filtrage particulaire

Le filtrage particulaire cherche à approcher la loi conditionnelle de l'état connaissant les observations par un peigne de Dirac pondéré. Les points d'un échantillon sont appelés particules. C'est sans aucun doute la méthode la plus étudiée ces vingt dernières années. Il en existe de nombreuses variantes.

Le premier type de filtre particulaire apparu dans la littérature est le filtre de Monte-Carlo pondéré, encore appelé algorithme d'échantillonnage pondéré (importance sampling). Cet algorithme est malheureusement instable car toutes les pondérations s'annulent sauf une qui tend vers un. Pour éviter cette dégénérescence des pondérations plusieurs solutions (ou procédures de régularisation) ont été proposées comme par exemple l'utilisation d'un facteur d'oubli diminuant l'influence des poids passés.

Une autre difficulté du filtrage particulaire est son coût calculatoire élevé. Pour le limiter, une approche est de privilégier les particules de forte vraisemblance (i.e. de poids importants). Cela peut se faire en rééchantillonnant la densité (il y aura plus de particules générées sur les

Dirac de poids forts). C'est ce que fait l'algorithme d'échantillonnage séquentiel (*sampling importance resampling*, *bootstrap filter* ou encore *Interacting particle filter*). La redistribution des particules induite par le rééchantillonnage présente néanmoins l'inconvénient de concentrer les particules dans une petite région de l'espace d'état. Cette dégénérescence des particules rend l'algorithme instable. Là encore des procédures de régularisation sont nécessaires.

2.7 Systèmes hybrides

La problématique applicative considérée dans notre travail consiste à réaliser l'estimation à partir de mesures provenant de capteurs dont les modes de fonctionnement peuvent varier à la suite de l'occurrence de pannes, dysfonctionnement ou plus généralement de modification des conditions de prise de mesure. L'état des capteurs est représenté par une variable discrète s qui varie aléatoirement et que nous voulons estimer en même temps que la variable continue x . Nous resterons dans le cadre d'une dynamique linéaire, et de tels modèles sont alors souvent dénommés modèles d'état à commutation (ou encore à saut).

La dynamique x et l'observation z sont donc définies par les probabilités suivantes, conditionnellement à l'état discret s comme suit

$$\begin{aligned} x_t &\sim p(x_t|x_{t-1}, s_t) \\ z_t &\sim p(z_t|x_t, s_t) \end{aligned}$$

On notera que le mode de fonctionnement des capteurs ne joue pas seulement dans l'équation de mesure mais aussi dans l'équation d'état. Cela permet entre autres que certaines composantes de x représentent l'état des capteurs.

A ce modèle, il faut adjoindre un modèle d'évolution du mode de fonctionnement, c'est-à-dire les probabilités de transitions de s , $p(s_t|s_{t-1})$.

Dans ce cas, l'évolution de s_t est représentée par sa matrice transition $P_{ij} = \Pr(s_t = i|s_{t-1} = j)$.

Dans le contexte linéaire choisi, ce type de modélisation est appelé système linéaire markovien à saut [13]. L'approximation la plus utilisée pour résoudre les équations du filtrage est alors le mélange de gaussiennes. Il en va ainsi du célèbre algorithme IMM [14].

Les modélisations utilisées dans [15, 16] font appel à un hyperparamètre qui règle la dynamique de x et s et dont l'évolution crée cet effet de mémoire long terme du mode de fonctionnement. Les algorithmes de filtrage associés utilisent les outils du filtrage particulaire.

La solution que nous avons développée repose sur l'hypothèse d'une dynamique markovienne pour le couple (x, s) : $(x_t, s_t) \sim p(x_t, s_t|x_{t-1}, s_{t-1})$. Nous lui associons, comme ci-dessus, une chaîne de markov pour représenter les changements de modes $P_{ij} = \Pr(s_t = i|s_{t-1} = j)$. On montre alors que $x_t \sim p(x_t|x_{t-1}, s_t, s_{t-1})$. Cette représentation permet de définir une probabilité de transition de x quand une transition particulière de l'état discret apparaît. En d'autres termes, l'évolution de x ne dépend pas seulement de la valeur de l'état discret s mais aussi de la dynamique de cet état. A noter que, à notre connaissance, cette approche n'a jamais été envisagée dans la modélisation des systèmes hybrides qui est le plus souvent définie à partir d'équations d'état et non directement à partir des densités de probabilité.

Mais cette expression laisse aussi suggérer une complexification de l'algorithme de filtrage associé puisqu'il faudra considérer non pas la valeur du mode, mais les valeurs successives, c'est-à-dire les transitions.

Capteurs et traitements : les choix

Ce chapitre présente et justifie l'ensemble des choix qui ont été réalisés dans ce travail de thèse, et cela tant du point de vue des capteurs utilisés, que de l'algorithme de fusion de données mis en place. Il décrit la méthodologie suivie pour sélectionner les capteurs et la technique de fusion de données utilisée.

3.1 Sélection des capteurs

3.1.1 Les capteurs étudiés

L'état de l'art des technologies étudiées a été présenté dans le rapport technique [17]. Nous rappelons ici que la liste des capteurs candidats était :

- radio altimètre*
- GNSS et GNSS + base de données et le GPS + base de données + INS*
- baromètre*
- LIDAR faible portée*
- système basée sur la vision et la vision infrarouge*
- GPS bi-statique*
- Les radars météorologiques*
- LIDAR grande portée*
- système basé sur la mesure du champ magnétique*
- système basé sur la mesure du champ de gravité*
- système à ultrason*

En ce qui concerne les quatre dernières technologies, elles ont été rapidement rejetées pour des raisons évidentes : mauvaise précision, très faible portée, immaturité, aucun des besoins spécifiques, poids, ...

D'autres capteurs, comme les systèmes basés sur la vision, le GPS bi-statique et le radar météorologique, ont été rejetés par manque de maturité et les difficultés à les explorer dans le domaine de cette thèse.

Cependant, les systèmes basés sur la vision et la vision infra-rouge peuvent être des dispositifs intéressants dans l'avenir, car ils permettraient de couvrir toutes les fonctions de l'altitude relative. Théoriquement, à condition que le mouvement de la caméra soit connu, l'approche SLAM (localisation et cartographie simultanées) permet d'estimer les distances de la caméra à n'importe quel repère (point particulier) sur le terrain, en supposant que ce point

n'est pas dans la direction du mouvement. Si l'avion se dirige dans la direction de la cible, la projection de la cible est statique et sa distance n'est pas observable. Malheureusement, c'est le cas du seuil de piste et, dans une moindre mesure, du relief à venir. Cela signifie que seule la hauteur H_{ra} peut être estimée avec cette technologie.

3.1.2 Une analyse comparative multi-critères

Le problème de fusion considéré ici est un simple problème multi-capteurs. Chaque capteur donne sa propre mesure liée à la variable d'intérêt. Dans notre cas, les variables d'intérêt sont les hauteurs H_{ra} , H_{rt} et H_{relief} .

- Le premier critère à considérer pour choisir un capteur est liée à l'observabilité. Cela signifie qu'il est nécessaire de vérifier si la fonction qui relie l'ensemble des mesures au cours du temps avec la variable d'intérêt est inversible.*
- Le second critère important est la dissimilarité. Il faut vérifier si lorsqu'un nouveau capteur est ajouté, la précision, l'intégrité et/ou la disponibilité sont améliorées. Cette analyse est faite en utilisant la précision, l'intégrité et la disponibilité de chaque capteur en fonction de l'environnement de mesure.*
- Le troisième critère est relatif aux aspects de faisabilité en terme d'énergie, de poids, de dimensions, de prix, des contraintes d'installation ...*

Dans la suite nous examinons ces différents critères un par un et pour l'ensemble des capteurs définis ci-dessus. Pour conduire cette évaluation comparative, nous introduisons les variables d'intérêt suivantes :

- Z_a , l'altitude absolue (par rapport au géoïde de référence WGS84) de l'avion*
- P_a , la position 3D absolue de l'avion*
- V_z , la vitesse verticale de l'avion.*

Observabilité

En ce qui concerne la propriété d'observabilité, on peut dire que :

- Radio altimètre. Observabilité : H_{ra} et V_z . Certains dysfonctionnements de ce capteur sont indépendants de l'environnement (couplages indirects, pannes matérielles, gain d'antenne dégradé, réflexion sur le train d'atterrissage) ou dépendants de la météo (couplages directs favorisés par des ruissellements d'eau)*
- GNSS. Observabilité : Z_a , P_a et V_z . A noter que cela permet d'observer aussi la vitesse absolue 3D de l'avion et, par conséquent, certaines composantes de son attitude. Si une base de données de terrain est disponible, H_{ra} , H_{rt} et H_{relief} deviennent observables.*
- Baromètre. Le baromètre peut observer la pression atmosphérique locale. Cette pression est liée à V_z et à Z_a quand une référence de pression est disponible.*
- LIDAR faible portée. Observabilité : la distance entre l'avion et le sol dans une direction particulière. Si l'assiette de l'avion est disponible, H_{ra} devient observable par le LIDAR en pointant verticalement en dessous de l'avion. Si la localisation (GPS), l'attitude et une base de données de terrain sont disponibles, la distance entre l'avion et la piste est observable en pointant le LIDAR dans la direction du seuil de la piste. De plus, dans ce cas, on peut pointer le LIDAR dans la direction de l'extrémité de la piste et ainsi observer le profil de la piste R_p . D'autre part, si la vitesse 3D est disponible, comme la vitesse de l'avion est supposée indiquer le seuil de piste lors de l'atterrissage, en pointant le LIDAR dans cette direction, on peut obtenir l'observabilité directe de H_{rt} . Le tableau suivant présente les variables d'intérêt observables pour chaque capteur.*

Capteurs	HRA	Vz	Za	Pa	HRT	Hrelief	Rp
RA	X	*					
GNSS		*	X				
GNSS + BDT	X	*	X		X	X	X
GNSS + BDT + INS	X	X	X	X	X	X	X
baromètre		X					
baromètre + référence		X	X		X		
LIDAR	X				X		X
LIDAR + INS	X	X			X		X
LIDAR + GNSS + BDT	X	X	X	X	X	X	X
Vision	X	X					

Il apparaît clairement que Hrt et HRelief sont observables si et seulement si le GNSS et une base de données de terrain sont disponibles. En supposant que le vecteur vitesse est pointé dans la direction du seuil de la piste et que la trajectoire de l'avion est alignée avec la piste, le profil de la piste pourrait être observable.

Dissimilarité

L'un des objectifs de ce travail est d'évaluer la pertinence d'utiliser d'autres capteurs que les radio altimètre. Pour chaque capteur, il faut comparer leur précision, l'intégrité et la disponibilité à l'égard de chaque événement externe qui pourrait les influencer.

Précision

Examinons tout d'abord la précision (2σ) de chaque capteur :

Capteurs	précision de HRA			précision de Za	précision de Zsol
	sous 100ft	de 100ft à 500ft	de 500ft à 5500ft		
RA	3ft	3% Hra	5% Hra		
GNSS				5-69 ft	
Baromètre				15-50 ft	
LIDAR	0.15ft	0.15ft	-		
DB					50-250 ft

Ces valeurs sont décrites dans les chapitres dédiés à chaque capteur.

Il apparaît clairement que l'utilisation du LIDAR peut améliorer considérablement la précision de Hra.

A noter que lorsque l'on utilise le GPS et/ou baromètre, la précision de Za doit être additionnée à la précision de la base de données de terrain en vue d'évaluer la précision totale de Hra.

Intégrité et robustesse aux pannes communes

L'un des objectifs de cette étude est d'assurer que l'approche de la fusion a une très faible probabilité de défaillance. Il est alors essentiel de vérifier si certains ou tous les capteurs peuvent échouer à cause d'une même cause. En vue de contrôler l'intégrité de l'approche de la fusion, il est nécessaire d'identifier le capteur qui pourrait contrebalancer la faiblesse d'un autre capteur.

Chaque défaillance de capteurs peut avoir des raisons intrinsèques, qui sont spécifiques à la technologie utilisée. Il est clair que pour ces faiblesses, le capteur qui utilise une technologie

différente augmentera l'intégrité du processus de fusion. En revanche, les défaillances d'un capteur peuvent avoir une origine externe. Dans ces cas, il convient de vérifier si d'autres capteurs ne sont pas sensibles aux mêmes causes. Le tableau suivant répertorie les défaillances intrinsèques et externes de chaque capteur.

Capteurs	pannes intrinsèques	pannes externes (dues à l'environnement)
RA	inter-couplage gain dégradé réflexion sur le train d'atterrissage point brillant vieillesse de l'installation	intra-couplage (à cause de l'eau...) piste contaminée survol perte de gain due au roulis
GNSS	manque de satellite mauvaises données de navigation	
baromètre	dérive du capteur perturbation du fuselage erreur des données de référence	saleté sur le capteur givrage, fortes pluies
LIDAR	brouillard perte de visibilité	survol perte de visibilité sensibilité au terrain

A noter que pour le LIDAR la perte de visibilité peut être considérée à la fois comme une cause de panne intrinsèque et externe. En effet, la visibilité affecte la mesure LIDAR, car il utilise une longueur d'onde de la lumière. D'autre part, la perte de visibilité peut être produite par la pluie ou la neige, ce qui affecte également d'autres capteurs tels que les radio altimètres.

Examinons maintenant pour chaque capteur et pour chaque panne externe quel capteur pourrait accroître l'intégrité. En effet, la théorie est basée sur l'idée que si au moins une défaillance n'est pas commune à deux capteurs, il est utile de fusionner des données en provenance de ces deux capteurs.

- RA_Intra-couplage. Ce dysfonctionnement est dû à l'écoulement de l'eau, la poussière et/ou le vieillissement de l'installation. En ce qui concerne les deux dernières causes, il s'agit clairement de défaillances intrinsèques. La présence de l'eau peut être due à la pluie ou à la neige qui peuvent affecter la visibilité. En conséquence, le capteur LIDAR peut être affecté par cette même origine. Seul le GNSS a des défaillances indépendantes de la pluie.
- RA_Survol. Il est clair que LIDAR sera également affecté par un survol d'un autre engin. Encore une fois, seuls le GPS et le baromètre sont à l'abri de cette cause de panne.
- RA_Perte de gain due au roulis. Comme le LIDAR peut être commandé pour être dirigé à la vertical, le roulis de l'avion n'affectera pas ses mesures. En conséquence, le LIDAR, le GPS et baromètres sont candidat à accroître l'intégrité dans une telle situation.
- LIDAR_Survol. Voir RA_Survol
- LIDAR_Sensibilité au terrain et perte de visibilité. Voir RA_intra-couplage

Le tableau suivant présente un résumé de cette analyse des défaillances intrinsèques et externes. Notez que pour les besoins d'analyse du GNSS, nous avons considéré la solution de traitement des données brutes (RD-GNSS) (traitement des pseudo-distances). En effet, si l'on parle du GNSS, de l'EGPS ou du GPIRS disponibles à bord, la sortie du capteur est la position 3D de l'avion. Un manque de satellite va introduire une erreur supplémentaire sur cette position qui ne sera pas systématiquement détectée. D'autre part, lorsque plus de quatre satellites sont disponibles, il est en général facile à détecter un manque de satellite, en

supposant que l'on travaille avec une pseudo-distance (données brutes) et non la localisation GPS.

Capteurs	Intégrité	Faiblesses	Intrinsèque	Origine	Alternatives
RA	10^{-7}	<i>intra-couplage</i>		<i>écoulement d'eau, poussière, installation</i>	GNSS, Baromètre
		<i>inter-couplage</i>	X	<i>logiciel</i>	GNSS, Baromètre, LIDAR
		<i>Réflexion sur le train d'atterrissage</i>	X	<i>installation</i>	GNSS, Baromètre, LIDAR
		<i>Gain dégradé</i>	X	<i>installation</i>	GNSS, Baromètre, LIDAR
		<i>Point brillant</i>	X	<i>externe</i>	GNSS, Baromètre, LIDAR
		<i>Piste contaminée</i>		<i>pluie, neige</i>	GNSS, Baromètre
		<i>Survol</i>		<i>externe</i>	GNSS, Baromètre
		<i>Effet du roulis</i>		<i>interne</i>	GNSS, Baromètre, LIDAR
GNSS	10^{-7}	<i>manque de satellites</i>	X	<i>externe</i>	RA, Baromètre, LIDAR
		<i>mauvaises données de navigation</i>	X	<i>interne</i>	RA, Baromètre, LIDAR
Baromètre	10^{-5}	<i>dérive</i>	X	<i>vieillessement</i>	RA, GNSS, LIDAR
		<i>perturbation due au fuselage</i>	X	<i>vitesse de l'avion</i>	RA, GNSS, LIDAR
		<i>erreur des données de référence</i>	X	<i>humain</i>	RA, GNSS, LIDAR
LIDAR	?	<i>survol</i>		<i>externe</i>	GNSS, Baromètre
		<i>brouillard</i>		<i>externe</i>	RA, GNSS, Baromètre
		<i>Sensibilité au terrain</i>		<i>pluie, neige</i>	GNSS, Baromètre

En conclusion, le LIDAR, le GNSS et le baromètre contribuent à renforcer l'intégrité en

cas de fusion de données avec les données de radio altimètres.

Disponibilité

Examinons maintenant la disponibilité de chaque capteur. Notre étude montre que la disponibilité de chaque capteur est telle que présentée dans cette table.

<i>Capteurs</i>	<i>Disponibilité</i>
<i>RA</i>	10^{-4}
<i>GNSS</i>	$10^{-3} - 10^{-5}$
<i>Baromètre</i>	10^{-5}
<i>LIDAR</i>	<i>à déterminer finement</i>

Ces valeurs sont décrites dans les chapitres dédiés à chaque capteur.

3.1.3 Conclusion

Le choix des capteurs à considérer pour la fusion de données résulte d'une analyse multi-critères prenant en compte l'observabilité, la dissimilarité ainsi que la faisabilité. Au final nous avons retenu les capteurs suivants :

- les radio altimètres*
- les systèmes GNSS*
- les bases de données de terrain*
- les LIDAR de faible portée*
- les baromètres.*

Le LIDAR est le seul capteur qui peut améliorer de manière significative la précision. En outre, tous les capteurs (GNSS, baromètre et LIDAR) contribuent à renforcer l'intégrité et la disponibilité de l'estimation de la HRA. L'estimation des hauteurs dites calculées est fondée sur la HRA conjointement avec d'autres informations.

3.2 Choix de la technique d'estimation

En ce qui concerne l'estimation de la hauteur, nous avons choisi d'utiliser un filtre de Kalman hybride multi-gaussien. D'autres choix étaient possibles, et en particulier ont été envisagés :

- une technique de seuillage similaire à celle utilisée actuellement par Airbus. Par exemple, dans le cas de 3 radio altimètres, si une mesure diffère des deux autres avec un écart de plus de 200ft, on peut considérer que la valeur correcte est la valeur moyenne de ces dernières. La valeur médiane peut aussi être considérée. Bien qu'attrayante par sa simplicité ce type de démarche pose en réalité de nombreuses questions : les données doivent être homogénéisées pour être comparables, le processus de décision est souvent rendu caduque à l'apparition de la première panne (que faire si seuls deux RA sont disponibles ?), les pannes multiples sont difficilement gérables, le réglage des seuils et son impact sur les performances n'a rien d'évident dès que l'architecture de mesure se complexifie, et surtout la démarche souffre d'un manque de modularité. En effet, de tels processus de décision s'accommodent généralement très mal d'une modification de l'architecture de mesure et doivent souvent être complètement repensés à l'introduction d'un capteur supplémentaire.
- des filtres particuliers aussi appelés méthodes Monte Carlo séquentielles. Ce type d'estimateur est basé sur des tirages aléatoires ce qui est mal perçu par une société telle qu'Airbus. De plus, de tels algorithmes sont difficilement embarquables du fait de leur lourdeur calculatoire.

Dans notre contexte, la difficulté majeure du problème d'estimation réside dans les aspects hybrides du système. Mais les modèles conditionnels à l'état discret sont linéaires et gaussiens et pour ceux-ci l'utilisation de filtres de Kalman classiques est tout à fait adaptée. C'est en combinant ces filtres conditionnels aux modes de fonctionnement en un unique filtre que l'on aboutit à un filtre de Kalman hybride multi-gaussien.

3.2.1 Equations du filtrage pour les systèmes hybrides

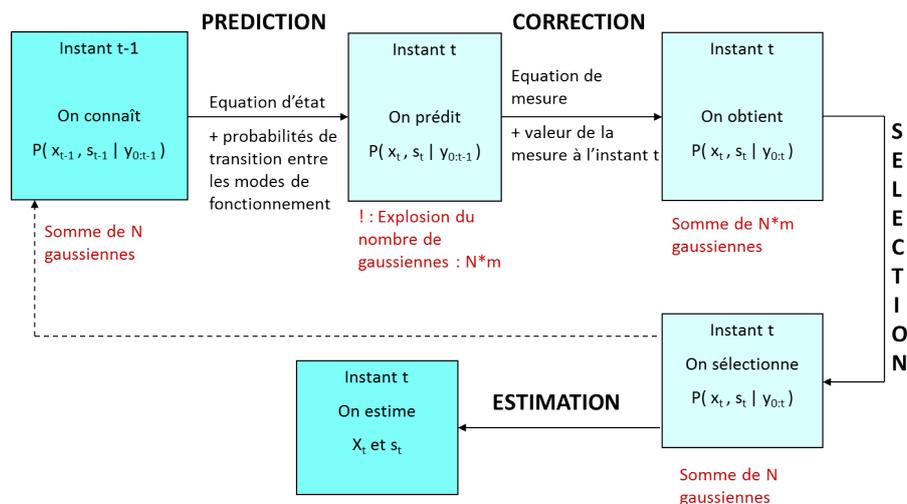


FIGURE 3.1 – Filtrage hybride multi-gaussien : interfaces fonctionnelles

L'ensemble des modes de modes fonctionnement est indicé par $s_t \in \{1, \dots, m\}$. La probabilité de transition conjointe de l'état continu et discret est définie de manière générale

par

$$p(x_t, s_t = i | x_{t-1}, s_{t-1} = j), \forall i, j = 1 \dots m$$

et la probabilité d'observation par

$$p(y_t | x_t, s_t = i), \forall i = 1 \dots m$$

Dans notre contexte, l'état continu est représenté par l'état de l'avion (position et vitesse), l'état du sol survolé par l'avion (altitude absolue du sol) et des états nécessaires pour représenter des mauvais fonctionnement (biais, mémoire). L'état discret est utilisé pour représenter les modes de fonctionnement des capteurs. Par exemple, pour le radio altimètre, il peut être en condition nominale ($s_t = 1$), ou alors donner une valeur biaisée ($s_t = 2$), ou mesurer la distance entre deux antennes ($s_t = 3$)... Pour chaque valeur de s_t , on doit prendre en compte un modèle dynamique markovien continu spécifique. Par exemple, dans le cas du mode biaisé, il faut introduire un état supplémentaire correspondant à un biais constant.

Par définition de la probabilité conditionnelle on a :

$$p(x_t, s_t = i) = p(s_t = i) p(x_t | s_t = i)$$

Cette expression est encore vraie pour la loi de probabilité conditionnelle à x_{t-1} et $s_{t-1} = j$. Elle s'écrit alors :

$$p(x_t, s_t = i | x_{t-1}, s_{t-1} = j) = p(s_t = i | x_{t-1}, s_{t-1} = j) p(x_t | s_t = i, x_{t-1}, s_{t-1} = j)$$

Nous faisons l'hypothèse que les transitions de l'état discret sont indépendantes de l'état continu. Cette hypothèse semble légitime dans notre contexte. En effet, l'apparition du dysfonctionnement d'un capteur est généralement lié uniquement à lui-même, et les états continus relatifs aux capteurs ne sont introduits ici que pour modéliser les signatures des pannes. On suppose donc que :

$$p(s_t = i | x_{t-1}, s_{t-1} = j) = p(s_t = i | s_{t-1} = j)$$

On peut alors écrire :

$$p(x_t, s_t = i | x_{t-1}, s_{t-1} = j) = p(s_t = i | s_{t-1} = j) p(x_t | x_{t-1}, s_t = i, s_{t-1} = j)$$

Dans ce contexte, les étapes de prédiction et de correction s'écrivent comme suit.

– **Prédiction.**

$$\begin{aligned} p(x_t, s_t = i | y_{0:t-1}) &= \sum_{j=1}^m p(s_t = i | s_{t-1} = j) \\ &\times \int p(x_t | x_{t-1}, s_t = i, s_{t-1} = j) p(x_{t-1}, s_{t-1} = j | y_{0:t-1}) dx_{t-1} \end{aligned}$$

– **Correction.**

$$p(x_t, s_t = i | y_{0:t}) = \frac{p(y_t | x_t, s_t = i) p(x_t, s_t = i | y_{0:t-1})}{p(y_t | y_{0:t-1})}$$

3.2.2 Approximation multi-gaussienne

Dans notre cas, les modélisations développées aux chapitres suivants montreront que les densités de probabilité relatives à l'évolution de l'état et à la prise de mesure sont gaussiennes dès lors que les modes de fonctionnement sont fixés. C'est-à-dire qu'on pourra écrire

$$\begin{aligned} p(x_t|x_{t-1}, s_t = i, s_{t-1} = j) &= \Gamma(x_t - F^{i,j}x_{t-1}, Q^{i,j}) \\ p(y_t|x_t, s_t = i) &= \Gamma(y_t - H^i x_t, R^i) \end{aligned}$$

où

$$\Gamma(x, P) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |P|}} \exp\left(-\frac{1}{2}x^T P^{-1}x\right)$$

représente la densité de probabilité gaussienne. A noter que, contrairement au cas classique, la matrice de transition F et le bruit dynamique Q dépendent de s_t et s_{t-1} .

Considérons qu'à l'instant $t - 1$, la densité de probabilité a posteriori conjointe de l'état discret et continu est approximée par un mélange de gaussiennes comme suit :

$$p(x_{t-1}, s_{t-1} = j|y_{0:t-1}) = \sum_{k=1}^{N_{t-1}^j} \rho_{t-1}^{j,k} \Gamma(x_{t-1}^j - \hat{x}_{t-1|t-1}^{j,k}, P_{t-1|t-1}^{j,k})$$

A noter que, en intégrant cette équation par rapport à x_{t-1} , on trouve que la probabilité a posteriori de chaque mode s'écrit

$$p(s_{t-1} = j|y_{0:t-1}) = \sum_k \rho_{t-1}^{j,k}$$

La figure 3.2 permet d'imager l'allure d'une telle distribution.

Nous allons maintenant reporter cette approximation dans les équations du filtrage. Et nous vérifierons que, après l'étape de prédiction, et après l'étape de correction, la densité de probabilité conjointe à l'instant t est encore un mélange de gaussiennes.

– **Prédiction.** La formule de Chapman-Kolmogorov mène à

$$\begin{aligned} p(x_t, s_t = i|y_{0:t-1}) &= \sum_{j=1}^m \int p(x_t, s_t = i|x_{t-1}, s_{t-1} = j) p(x_{t-1}, s_{t-1} = j|y_{0:t-1}) dx_{t-1} \\ &= \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{N_{t-1}^j} p(s_t = i|s_{t-1} = j) \rho_{t-1}^{j,k} \\ &\quad \times \int \Gamma(x_t - F^{j,i}x_{t-1}, Q^{j,i}) \Gamma(x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}^{j,k}, P_{t-1|t-1}^{j,k}) dx_{t-1} \end{aligned}$$

Mais la convolution de gaussienne peut être réécrite

$$\int \Gamma(x_t - F^{i,j}x_{t-1}, Q^{i,j}) \Gamma(x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}^{j,k}, P_{t-1|t-1}^{j,k}) dx_{t-1} = \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t-1}^{i,j,k}, P_{t|t-1}^{i,j,k})$$

avec

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t|t-1}^{i,j,k} &= F^{j,i} \hat{x}_{t-1|t-1}^{j,k} \\ P_{t|t-1}^{i,j,k} &= F^{j,i} P_{t-1|t-1}^{j,k} (F^{j,i})^T + Q^{j,i} \end{aligned}$$

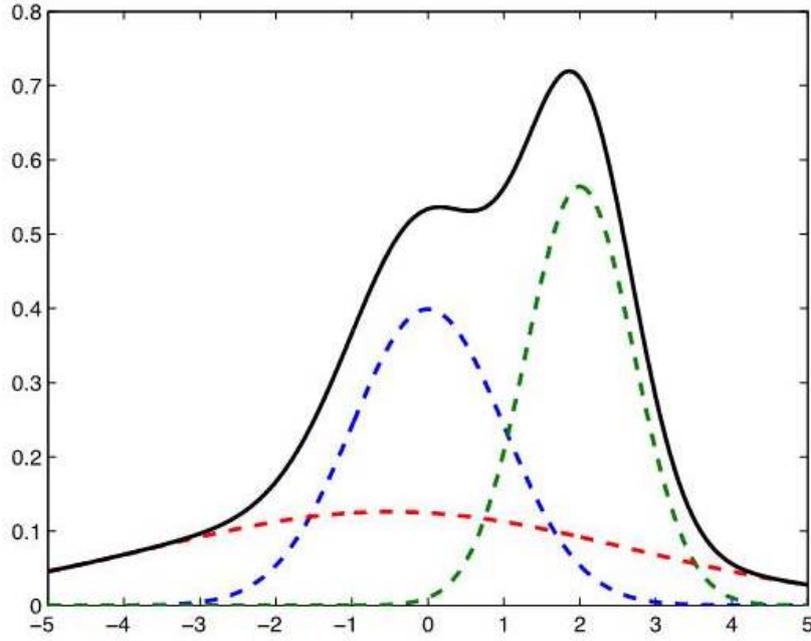


FIGURE 3.2 – Somme pondérée de densités de gaussiennes

Par conséquent, la densité de probabilité prédite a la forme suivante

$$p(x_t, s_t = i | y_{0:t-1}) = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{N_{t-1}^i} p(s_t = i | s_{t-1} = j) \rho_{t-1}^{j,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t-1}^{i,j,k}, P_{t|t-1}^{i,j,k})$$

ce qui signifie que c'est également un mélange de gaussienne. Après ré-ordonnancement des indices, notons

$$p(x_t, s_t = i | y_{0:t-1}) = \sum_{k=1}^{m \times N_{t-1}^i} \tilde{\rho}_{t-1}^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, P_{t|t-1}^{i,k})$$

– **Correction**

$$p(x_t, s_t = i | y_{0:t}) \propto \sum_{k=1}^{m \times N_{t-1}^i} \Gamma(y_t - H^i x_t, R^i) \tilde{\rho}_{t-1}^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, P_{t|t-1}^{i,k})$$

Mais ce produit de gaussiennes peut être réécrit comme tel

$$\Gamma(y_t - H^i x_t, R^i) \tilde{\rho}_{t-1}^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, P_{t|t-1}^{i,k}) = \Gamma(y_t - H^i \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, \Sigma_t^{i,k}) \times \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t}^{i,k}, P_{t|t}^{i,k})$$

où

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t|t}^{i,k} &= \hat{x}_{t|t-1}^{i,k} + K_t^{i,k} (y_t - H^i \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}) \\ \Sigma_t^{i,k} &= H^i P_{t|t-1}^{i,k} (H^i)^T + R^i \\ K_t^{i,k} &= P_{t|t-1}^{i,k} (H^i)^T (\Sigma_t^{i,k})^{-1} \\ P_{t|t}^{i,k} &= P_{t|t-1}^{i,k} - K_t^{i,k} H^i P_{t|t-1}^{i,k} \end{aligned}$$

La densité de probabilité a posteriori est alors proportionnelle à

$$\begin{aligned} p(x_t, s_t = i | y_{0:t}) &\propto \sum_{k=1}^{m \times N_{t-1}^i} \Gamma(y_t - H^i \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, \Sigma_t^{i,k}) \tilde{\rho}_{t-1}^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t}^{i,k}, P_{t|t}^{i,k}) \\ &\propto \sum_{k=1}^{m \times N_{t-1}^i} \tilde{\rho}_t^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t}^{i,k}, P_{t|t}^{i,k}) \end{aligned}$$

avec

$$\tilde{\rho}_t^{i,k} = \Gamma(y_t - H^i \hat{x}_{t|t-1}^{i,k}, \Sigma_t^{i,k}) \tilde{\rho}_{t-1}^{i,k}$$

Après normalisation, la densité de probabilité a posteriori s'écrit

$$p(x_t, s_t = i | y_{0:t}) = \sum_{k=1}^{m \times N_{t-1}^i} \rho_t^{i,k} \Gamma(x_t - \hat{x}_{t|t}^{i,k}, P_{t|t}^{i,k})$$

avec

$$\rho_t^{i,k} = \frac{\tilde{\rho}_t^{i,k}}{\sum_k \tilde{\rho}_t^{i,k}}$$

qui est encore un mélange de gaussiennes.

Bien sûr, le nombre de densités de probabilité gaussiennes augmente exponentiellement avec le temps. Il est donc nécessaire de limiter ce nombre à un nombre fixe régi par la capacité calculatoire et la taille de la mémoire disponibles. La façon de procéder la plus naturelle est de supprimer les densités de probabilité de poids les plus faibles.

3.2.3 Fonctionnement de l'algorithme

Après une phase d'initialisation, les fonctions de prédiction, correction et sélection sont conduites en séquence à chaque instant. L'estimation peut être réalisée à la demande, à partir de la dernière approximation multi-gaussiennes de la densité de probabilité conjointe.

- **Initialisation** A chaque état discret, on attribue une densité de probabilité gaussienne avec sa moyenne et sa variance. Le poids de chaque densité de probabilité est défini pour représenter l'état de fonctionnement initial, par exemple l'état nominal.

- **La boucle temporelle** A chaque instant

- *Prédiction.* Pour chaque état discret, on explore toutes les possibilités d'évolution (pas de changement et transition dans tous les autres états). Cette exploration se traduit par la fabrication d'une nouvelle densité de probabilité pour chaque nouvel événement exploré. La moyenne, la variance et le poids de chaque nouvelle densité de probabilité sont calculés en utilisant les formules du filtre de Kalman.
- *Correction.* Quand une mesure est disponible, la moyenne et la variance de chaque densité de probabilité sont corrigées en utilisant les formules usuelles du filtre de Kalman. Le poids est corrigé à l'aide des vraisemblances de chaque mesure.
- *Estimation.* L'estimateur d'état le plus naturel est l'estimateur de maximum a posteriori (MAP). Tout d'abord, on détermine l'état discret qui a la plus grande probabilité. Ensuite, on trouve la densité de probabilité représentant cet état qui a le poids le plus fort. La valeur de l'état estimé est alors la moyenne de cette densité de probabilité.

- *Sélection.* A ce stade, chaque état discret est représenté par une somme de densités de probabilité gaussiennes. On ne conserve que les densités de probabilité de poids les plus forts dans le but de traiter un nombre constant de densités de probabilité et ainsi de maîtriser le coût calculatoire du processus de fusion de données.

Nous proposons deux schémas de principe pour illustrer le fonctionnement de l'algorithme.

- Sur le premier schéma (figure 3.1) nous mettons en exergue les grandeurs transmises entre les fonctions, c'est-à-dire les interfaces fonctionnels.
- Sur le second schéma (figure 3.3) nous insistons plus particulièrement sur les fonctions elles-mêmes et les connaissances nécessaires à leurs réalisations.

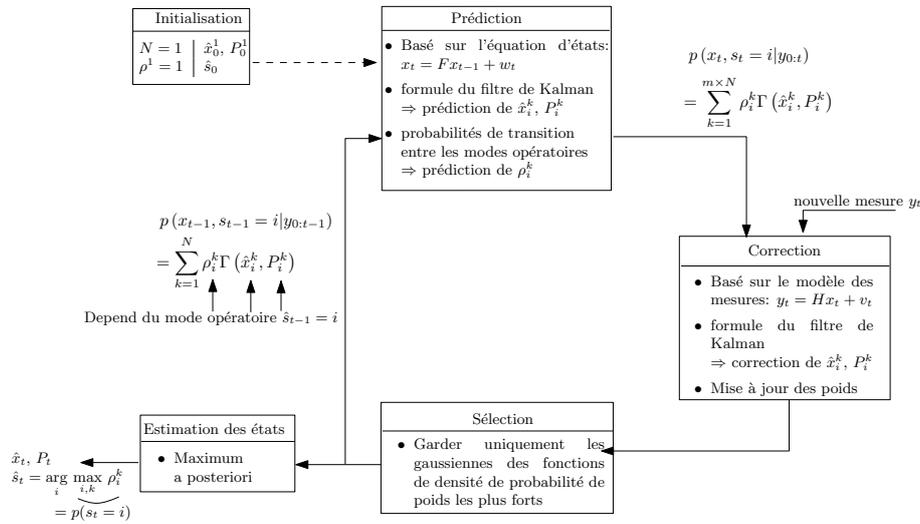


FIGURE 3.3 – Filtrage hybride multi-gaussien : fonctionnalités

3.2.4 Analyse de l'architecture de filtrage

L'algorithme de fusion de données peut être presque vu comme des filtres de Kalman particuliers (FdK) en parallèle. Le nombre de filtre correspond au nombre de modes de fonctionnement considérés. \hat{x}_i , P_i et ρ_i sont la moyenne, la variance et le poids de la gaussienne numéro i . \hat{m} est le mode de fonctionnement estimé, \hat{x} est l'état estimé (hauteur...) et P représente l'intervalle de confiance. Le couple (\hat{x}, P) est égal à l'un des couple (\hat{x}_i, P_i) .

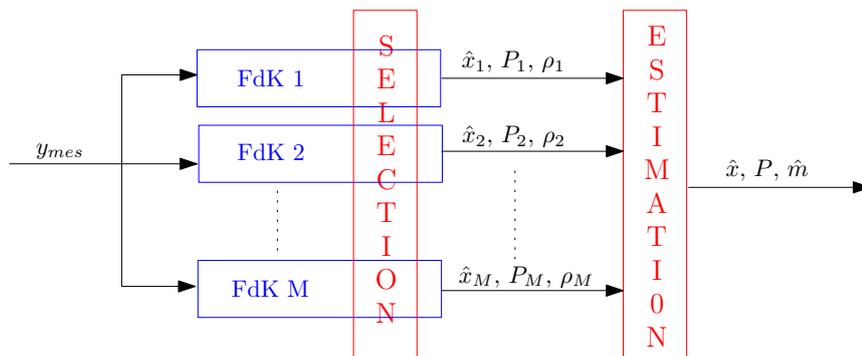


FIGURE 3.4 – Architecture de l'algorithme

Par exemple, si on considère deux radio altimètres, un GPS et une base de données, on a une architecture qui ressemble au schéma de la figure 3.5.

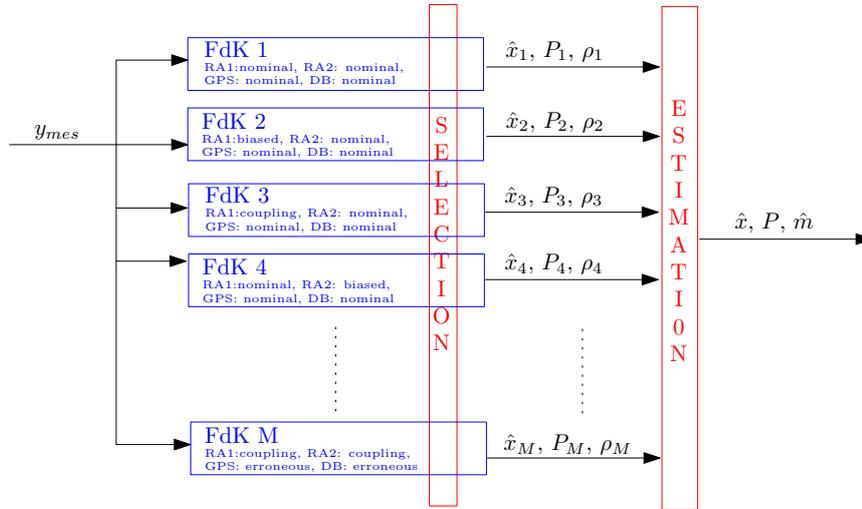


FIGURE 3.5 – Exemple d’une architecture de l’algorithme

Si on considère que chaque radio altimètre a cinq modes de fonctionnement possibles, que le GPS en a deux et que la base de données de terrain en a également deux, on obtient $M = 5 * 5 * 2 * 2 = 100$ modes de fonctionnement possibles, donc 100 filtres de Kalman particuliers.

Mais il est important de noter que chaque filtre de Kalman particulier est lui-même structuré suivant le schéma suivant :

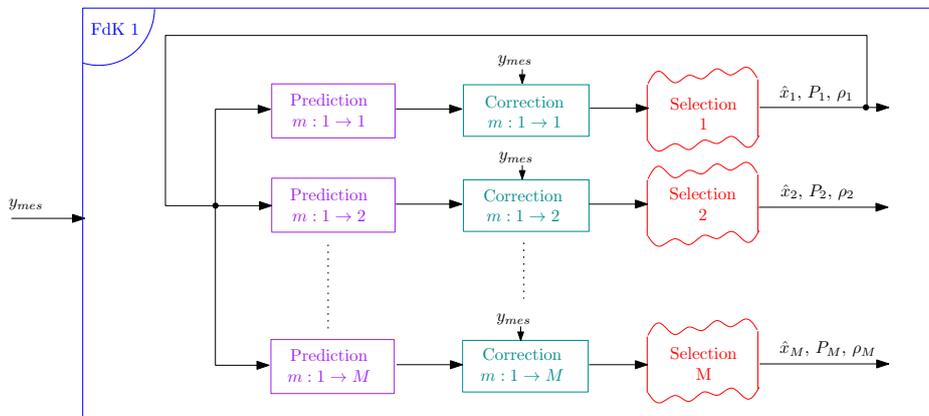


FIGURE 3.6 – Structure d’un filtre de Kalman particulier

Il y a un bloc de prédiction et un bloc de correction pour chaque transition de modes de fonctionnement possible au départ du mode de fonctionnement considéré (ici le mode numéro 1). C’est-à-dire que chaque filtre de Kalman particulier correspond, d’un point de vue calculatoire, à M filtres de Kalman simples. Chacun de ces filtres explorant la transition d’un mode vers un autre mode.

L’étape de sélection est transverse : elle est commune à plusieurs filtres de Kalman particuliers. Le nombre de blocs de sélection correspond au nombre de modes de fonctionnement envisagés. L’étape de sélection permet de sélectionner les gaussiennes de poids les plus forts pour représenter les densités de probabilité.

3.2.5 Exemple de résultats de l'algorithme de fusion de données

Ce paragraphe permet d'illustrer le processus de l'algorithme d'estimation.

Pour cet exemple, on considère un système avec un unique capteur qui a deux modes de fonctionnement possibles (nominal, couplage) : $s1$ et $s2$. Nous supposons connues les probabilités de transition entre les différents modes : $s1 \rightarrow s1$, $s1 \rightarrow s2$, $s2 \rightarrow s1$ et $s2 \rightarrow s2$.

La figure 3.7 a pour but d'illustrer un résultat possible de l'algorithme sur cet exemple. On suppose qu'un seul état est estimé (par exemple une hauteur) et qu'une seule gaussienne est utilisée pour représenter la densité de probabilité par mode de fonctionnement. dans le cas où la mesure donnée par le capteur est égale à 152ft et que le capteur est en mode nominal, on peut avoir une évolution des gaussiennes comme celle-ci :

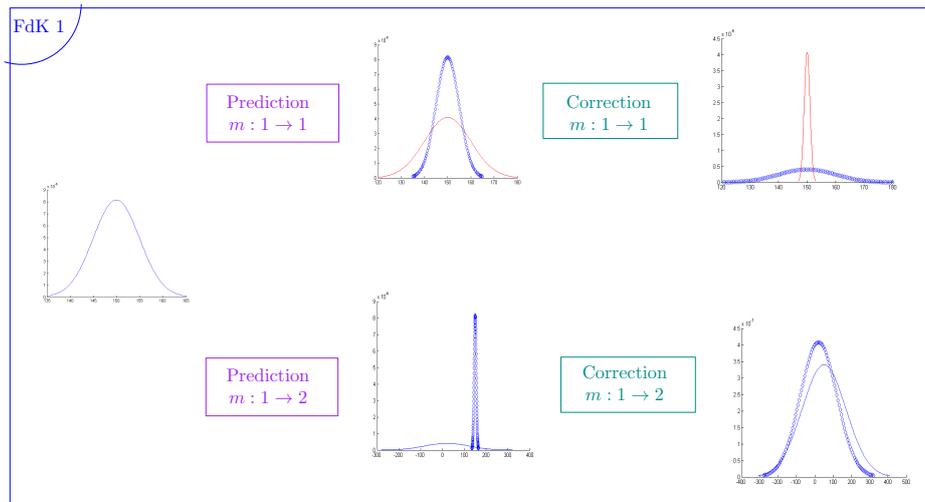


FIGURE 3.7 – Exemple d'évolution des gaussiennes dans FdK1

L'évolution dans le filtre de Kalman particulier numéro 2 n'est pas représentée.

L'étape de sélection pourrait donner :

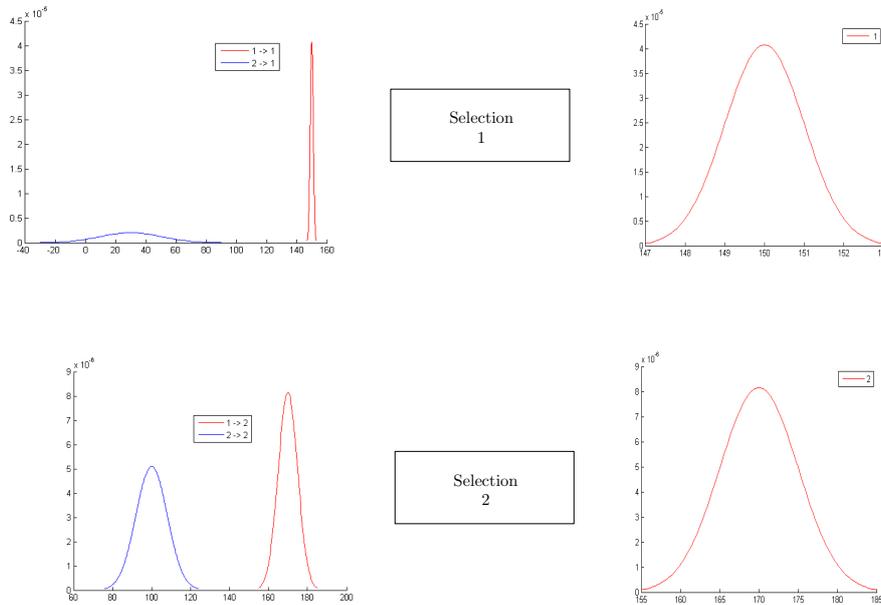


FIGURE 3.8 – Résultat de l'étape de sélection

Le mode de fonctionnement le plus probable est donné par l'étape d'estimation qui sélectionne la densité de probabilité gaussienne de poids le plus fort (MAP). Dans l'exemple, ce serait le mode 1. La valeur de l'état estimé correspond à la moyenne de cette gaussienne. En plus des valeurs estimées, l'algorithme donne un intervalle de confiance de cette donnée (correspondant à la variance de la gaussienne). Pour juger si notre solution est intègre, il suffit de vérifier si la valeur vraie de l'état est incluse dans l'intervalle de confiance. La précision de la donnée est directement induite de cet intervalle de confiance.

3.2.6 Conclusion

Pour améliorer les caractéristiques (précision, disponibilité, intégrité) des mesures des diverses hauteurs relatives sous l'avion nous avons choisi de concentrer notre effort sur la HRA. Les autres hauteurs peuvent s'en déduire, moyennant l'apport d'autres connaissances. Dans ce contexte de fusion de capteurs l'utilisation de représentations stochastiques pour modéliser les sources d'erreur est bien établie. La mise en place d'une technique d'estimation bayésienne récurrente est alors une solution naturelle.

Celle que nous avons choisie de développer est un filtre de Kalman hybride multi-gaussiens. Le caractère hybride découle de la représentation des défaillances par des sauts (markoviens). Le choix d'une approximation multi-gaussiennes de la solution est lui justifié par deux points :

- D'une part hors des sauts et sur les intervalles de temps considérés, les dynamiques à représenter semblent faciles à bien approcher par des comportements linéaires gaussiens.
- Et d'autre part cette approximation de la solution nous semble un bon compromis entre des techniques plus précises, et des capacités calculatoires que l'on sait d'ores et déjà limitées.

Néanmoins, l'analyse présentée ici montre qu'en fait le coût calculatoire de l'approche proposée ne sera pas négligeable. Le filtre explore à chaque instant toutes les transitions entre les M modes de fonctionnement possibles, ce qui d'un point de vue calculatoire équivaut à M^2 filtres de Kalman (linéaires gaussiens) en parallèle.

Modélisation d'un avion et de son environnement

4.1 Introduction

L'approche bayésienne du filtrage que nous avons choisi de mettre en œuvre utilise bien entendu les valeurs des mesures, mais aussi une représentation du comportement de ces mesures. Pour l'obtenir, il faut évidemment modéliser le comportement propre de chaque capteur, et cela sera abordé au chapitre suivant. Mais il faut aussi modéliser le comportement des grandeurs qui sont mesurées et les conditions dans lesquelles ces mesures sont réalisées. Ceci fait l'objet du présent chapitre. Nous présentons donc ici d'une part un modèle de la dynamique de l'avion qui emporte les capteurs et d'autre part un modèle de l'environnement dans lequel l'avion évolue.

On notera qu'en fait deux types distincts de modèles sont développés : des modèles relativement fins dits de simulation, et d'autres modèles beaucoup plus simples dits de synthèse. Les modèles de simulation seront utilisés pour générer des valeurs réalistes des mesures afin d'évaluer les performances de l'algorithme de fusion dans des conditions comparables à la réalité. Leur précision doit donc être la meilleure possible, et leur complexité pourra être élevée sans autre impact qu'une augmentation du temps de simulation lors de la génération des signaux de test.

Les modèles de synthèse seront eux par contre directement utilisés par l'algorithme de fusion et il faut donc prendre garde à limiter leur complexité. On peut les voir comme des approximations locales, en temps et en espace, du comportement de l'avion et de son environnement. Nous verrons qu'ils ont ici (presque toujours) la forme de systèmes dynamiques stochastiques, linéaires, gaussiens, et d'ordre limité. Ces caractéristiques sont raisonnables dans le contexte d'avions civils de transport de passagers du type Airbus. Elles légitiment le choix de la technique de filtrage retenue.

4.2 Dynamique de l'avion

4.2.1 Principe de la modélisation

Le modèle dynamique d'avion que nous avons développé représente le comportement dynamique d'un avion piloté. Il s'agit d'une représentation du comportement dynamique d'un

avion de transport civil du type Airbus, piloté selon les standards du trafic aérien en vigueur. Quelques paramètres de réglage ont été introduits pour moduler le comportement selon que le pilote automatique est engagé ou non.

Cela signifie que le modèle ne comprend pas une représentation de la dynamique naturelle de l'avion (boucle ouverte) avec une représentation des lois de commande de vol et une représentation du pilote automatique. En effet, le modèle a été mis en place afin de répondre uniquement aux exigences sur le comportement en boucle fermée :

- les caractéristiques classiques de la boucle fermée spécifiées pour la conception des lois de commande de vol,
- les caractéristiques classiques des trajectoires des avions spécifiées par les systèmes de gestion du trafic aérien, et utilisées pour la conception du pilote automatique,
- le découplage des mouvements longitudinaux et latéraux.

D'un point de vue fonctionnel, le modèle développé a les caractéristiques suivantes :

- Il fournit des signaux temporels représentant la trajectoire et l'attitude de l'avion. Ces signaux de sortie devraient satisfaire les contraintes classiques sur les variations de trajectoire et d'attitude dans le temps,
- Les entrées des modèles actuels sont les consignes de route et de pente.

Une consigne d'altitude pourrait être ajoutée ainsi qu'une consigne de vitesse. Pour l'instant la vitesse de l'avion est supposée constante.

4.2.2 Notations

Les mouvements de l'avion autour de son centre de gravité sont le tangage, le roulis et le lacet. Ils se réfèrent à des mouvements dans les plans longitudinaux, latéraux et horizontaux, autour des axes représentés sur la figure ci-dessous.

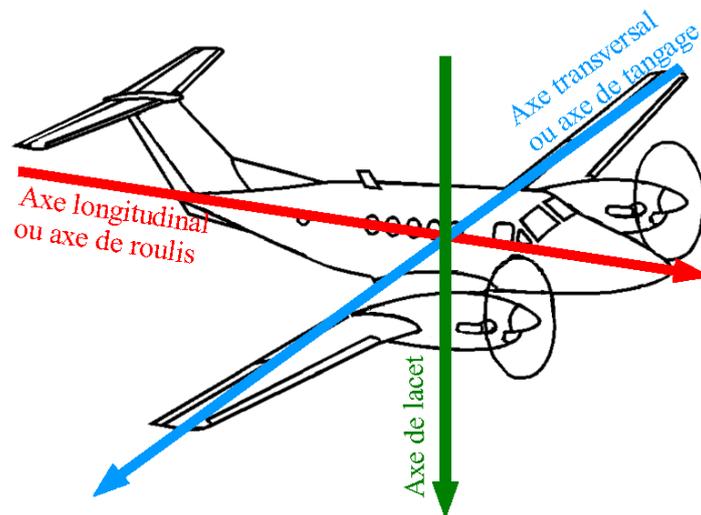


FIGURE 4.1 – Axes d'un avion

La dynamique du vol étudie ces mouvements, et pour cela trois repères sont couramment utilisés :

- le repère inertiel de référence, noté (X_0, Y_0, Z_0) .
- Le repère de l'avion (X, Y, Z) qui est fixé à l'avion.
- Le repère aérodynamique (X_A, Y_A, Z_A) , qui est orienté le long du vecteur vitesse.

La figure 4.2 explicite les angles utilisés dans les repères appropriés :

- **Dans le plan horizontal.** En navigation, la route est l'angle entre la direction suivie par l'avion, et la direction du nord magnétique. Cet angle est exprimé en degrés, de 000 à 360°, dans le sens des aiguilles d'une montre (sens trigonométrique inverse). Le cap est la direction que l'avion est en train de suivre, en supposant qu'il n'y a pas de mouvement de lacet. Il s'agit d'une valeur d'équilibre. Le cap et la route sont liés par le vent. L'angle de dérapage β est l'angle entre l'axe de la vitesse et l'axe X de l'avion. L'angle de lacet ψ se réfère à la rotation autour de la valeur d'équilibre.
- **Dans le plan latéral.** La position d'équilibre de l'avion est définie par l'angle de gîte. L'angle de roulis φ se réfère à la rotation autour de la valeur d'équilibre.
- **Dans le plan vertical.** L'assiette de l'avion est représentée par l'angle de tangage θ . L'angle d'attaque α est l'angle entre les axes de la vitesse et de X . La pente de la trajectoire γ est l'angle de montée. Elle coïncide avec l'angle de tangage lorsque l'angle d'attaque (encore appelé glissement vertical) est égal à zéro.

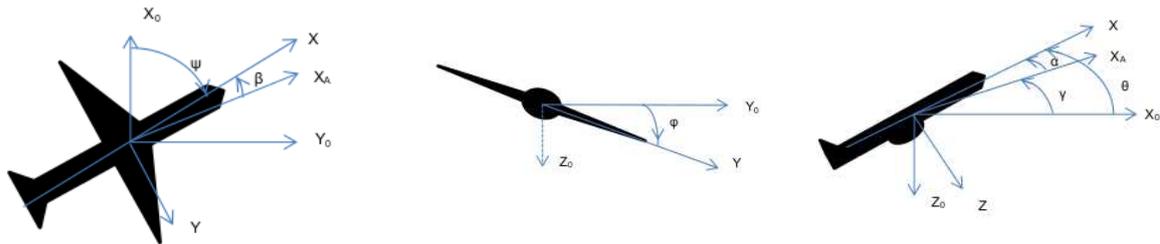


FIGURE 4.2 – Angles : lacet (gauche), roulis (centre), tangage (droite)

4.2.3 Dynamique longitudinale de l'avion

Spécifications de la boucle fermée

Considérons d'abord le mouvement longitudinal. La conception des lois de commande de vol longitudinal est réalisée de telle sorte que le facteur de charge vertical n_z suive la dynamique d'un premier ordre avec un gain statique unitaire, et avec un temps d'établissement T_{n_z} qui est égal à environ 4,5 secondes.

Les lois de commande de vol comportent également plusieurs saturations afin de limiter la valeur du facteur de charge vertical, et d'assurer ainsi la protection de la structure de l'avion et des personnes. Le facteur de charge vertical est contraint de rester sur une plage spécifiée $[n_{z_{min}}, n_{z_{max}}]$.

Enfin, le pilote automatique est conçu de telle sorte que la pente de l'avion suive une dynamique de second ordre avec un gain statique unitaire, et avec un temps de stabilisation T_γ plus lent que celui du facteur de charge (environ 12 secondes). Toutefois, lorsque le pilote automatique n'est pas activé, les demandes du pilote conduisent généralement à une réponse en pente plus rapide parce que le pilote anticipe mieux la trajectoire. Un temps de stabilisation d'environ 6 secondes pour la réponse en pente (juste un peu plus lent que le facteur de charge) est plus réaliste dans ce cas. Par ailleurs, notons que la réponse de la pente doit être bien amortie, afin d'éviter le dépassement de la demande des pilotes.

Contrôle du facteur de charge

Les équations utilisées pour créer le modèle sont décrites dans ce paragraphe. La première est la régulation du facteur de charge vertical par les commandes de vol. Elle s'écrit :

$$\dot{n}_z = \frac{1}{\tau_{n_z}}(n_{z_c} - n_z)$$

où n_{z_c} est le signal de référence du facteur de charge vertical, et où la constante de temps τ_{n_z} est liée au temps d'établissement : $T_{n_z} = 3\tau_{n_z}$. Le facteur de charge vertical n_z est la valeur de l'accélération verticale N_z exprimée en g . C'est-à-dire que : $N_z = n_z g$.

Les contraintes sur le facteur de charge vertical sont prises en compte tout simplement en mettant une saturation sur la consigne n_{z_d} :

$$n_{z_c} = \text{sat}_{[n_{z_{\min}}, n_{z_{\max}}]}(n_{z_d})$$

La consigne de facteur de charge vient du pilote ou du pilote automatique.

Il faut noter que la saturation de la consigne d'entrée implique effectivement que n_z reste dans les limites spécifiées. Cela est vrai parce que la dynamique est modélisée par une fonction de transfert du premier ordre donc à réponse impulsionnelle positive. Si un autre modèle est utilisé, alors il se pourrait que les limites soient dépassées. Dans un tel cas, le modèle de simulation doit être adapté afin de s'assurer que le facteur de charge reste dans les limites spécifiées.

Représentation de l'attitude de l'avion

La décomposition de l'accélération verticale N_z mène à :

$$\begin{aligned} V\dot{\gamma} &= N_z - g \cos \gamma \\ &= (n_z - \cos \gamma) g \end{aligned}$$

Nous allons utiliser l'approximation :

$$V\dot{\gamma} \cong (n_z - 1) g$$

Notez qu'à l'équilibre, on a : $\gamma = 0 \Leftrightarrow n_z = 1$

La simulation doit fournir l'angle de tangage θ , les mesures de RA et de LIDAR dépendant de l'attitude des avions. L'angle d'inclinaison est lié à la pente de trajectoire par : $\theta = \alpha + \gamma$, où α est l'angle d'attaque de l'avion (angle de glissement longitudinal).

Actuellement, nous ne représentons pas la dynamique de l'angle d'attaque qui est supposé être contrôlé pour fournir la sustentation nécessaire. Néanmoins, l'angle d'attaque est presque toujours constant et faible le long des trajectoires nominales des avions. C'est la raison pour laquelle nous utilisons l'approximation $\theta \cong \gamma$.

La simulation donne aussi une approximation de la vitesse de tangage $q = \dot{\theta} \cong \dot{\gamma}$.

Contrôle de la pente en présence du pilote automatique

La commande de pente réalisée par le pilote automatique peut être représentée par :

$$n_{z_d} = K_\gamma (\gamma_d - \gamma) + 1$$

où γ_d est la consigne de pente, et K_γ est un simple gain qui est réglé afin d'obtenir les caractéristiques attendues de la réponse de la pente. À l'équilibre $\gamma = \gamma_d$ et donc $n_{z_d} = 1$.

Afin de régler le gain K_γ , nous devons d'abord calculer la dynamique en boucle fermée de la pente. Soit p la variable de Laplace, on a :

$$\begin{aligned}\gamma &= \frac{g}{v} \frac{1}{p} (n_z - 1) \\ &= \frac{g}{v} \frac{1}{p} \left(\frac{1}{1 + \tau_{n_z} p} - 1 \right) \\ &= \frac{g}{v} \frac{1}{p} \frac{K_\gamma}{1 + \tau_{n_z} p} (\gamma_d - \gamma)\end{aligned}$$

La fonction de transfert en boucle fermée est alors :

$$\gamma = \frac{\left[\frac{K_\gamma g}{\tau_{n_z} v} \right]}{p^2 + \left[\frac{1}{\tau_{n_z}} \right] p + \left[\frac{K_\gamma g}{\tau_{n_z} v} \right]} \gamma_d$$

L'équation caractéristique : $p^2 + \left[\frac{1}{\tau_{n_z}} \right] p + \left[\frac{K_\gamma g}{\tau_{n_z} v} \right] = 0$ donne la dynamique en boucle fermée. Elle peut aussi s'écrire $p^2 + 2\xi\omega_0 p + \omega_0^2 = 0$, où ξ est le facteur d'amortissement et ω_0 la pulsation caractéristique. Le facteur d'amortissement est fixé à un pour remplir la spécification du pilote automatique.

On obtient alors :
$$\begin{cases} \omega_0 = \frac{1}{2\tau_{n_z}} \\ \omega_0^2 = \frac{K_\gamma g}{\tau_{n_z} v} \end{cases}$$

A noter que parce que nous n'avons qu'un seul degré de liberté (le gain K_γ), la pulsation caractéristique n'est pas réglable lorsque le facteur d'amortissement est fixé. Le gain doit être réglé sur :

$$K_\gamma = \frac{v}{g4\tau_{n_z}}$$

Par ailleurs, rappelons que, pour une dynamique du second ordre, lorsque le facteur d'amortissement est réglé sur 1, la pulsation en boucle fermée et le temps d'établissement satisfont $\omega_0 T_\gamma \simeq 4$. On obtient alors :

$$T_\gamma \simeq 4/\omega_0 = 8\tau_{n_z} \Rightarrow T_\gamma \simeq 3.8T_{n_z}$$

Le temps d'établissement de la réponse de la pente est presque 2,7 fois supérieur à celui du facteur de charge.

Contrôle de la pente en pilotage manuel

Notons que lorsque l'amortissement et le temps d'établissement doivent être ajustés, une rétroaction proportionnelle-dérivée peut être utilisée. Dans ce cas, le contrôle de la pente peut être représenté par :

$$n_{z_d} = K_\gamma (\gamma_d - \gamma) + 1 - K_q q$$

Le terme de dérivée modélise l'anticipation pilote sur la trajectoire. Avec cette architecture de contrôle, le temps d'établissement T_γ et facteur d'amortissement peuvent être obtenus si les gains de rétroaction satisfont :

$$2\xi\omega_0 = \frac{1}{\tau_{n_z}} + \frac{K_q g}{\tau_{n_z} v} \text{ et } \omega_0^2 = \frac{K_\gamma g}{\tau_{n_z} v}$$

Supposons que notre objectif soit simplement d'avoir une dynamique plus rapide que la dynamique de la rétroaction proportionnelle. Nous considérons toujours que $\xi = 1$, de sorte

que $\omega_0 T_\gamma \cong 4$. Nous pouvons exprimer la réduction du temps d'établissement que nous voulons obtenir :

$$T_\gamma = \frac{8}{3} T_{n_z} \frac{1}{1 + \rho} \text{ avec } \rho \geq 0$$

Les gains de rétroaction doivent alors être pris comme suit :

$$K_\gamma = \frac{v(1 + \rho)^2}{g^4 \tau_{n_z}} \text{ et } K_q = \rho \frac{v}{g}$$

Par exemple, en prenant $\rho = 1$, on donne une dynamique qui est deux fois plus rapide que la dynamique sans anticipation du pilote.

En utilisant le paramètre ρ pour régler les gains de rétroaction, on assure de répondre aux exigences de la dynamique en boucle fermée quels que soient le mode de pilotage et le temps d'établissement de la pente.

Architecture de simulation

Notre outil de simulation contient actuellement les deux représentations du contrôle dynamique de pente. Comme dit précédemment, nous considérons que lorsque le pilote automatique est activé, le contrôle de la pente est proportionnelle ($\rho = 0$), et lorsque l'appareil est sous contrôle manuel, la rétroaction est une proportionnelle-dérivée (avec $\rho = 1$).

L'architecture globale du modèle de mouvement longitudinal est représentée sur la figure ci-après.

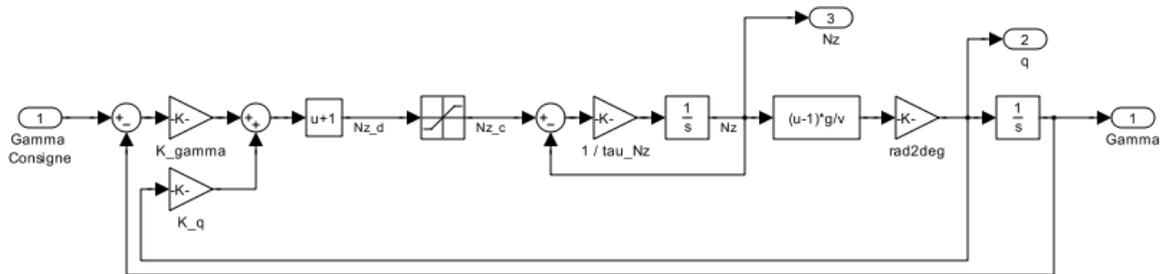


FIGURE 4.3 – Modèle du mouvement longitudinal de l'avion

Notre outil de simulation utilise les valeurs numériques suivantes :

$$T_{n_z} = 4.5 \text{ [s]}$$

$$n_{z_{min}} = 0, n_{z_{max}} = 3 \text{ [g]}$$

$$\rho = \begin{cases} 0 & \text{pilote automatique} \\ 1 & \text{manuel} \end{cases}$$

4.2.4 Dynamique latérale de l'avion

Spécifications en boucle fermée

En ce qui concerne le mouvement latéral, la même approche a été suivie pour mettre en place le modèle. Les spécifications en boucle fermée utilisées pour la conception des lois de commande de vol et de pilotage automatique sont supposées être parfaitement remplies.

La conception des lois de commande de vol en mode longitudinal est effectuée de telle sorte que l'angle d'inclinaison ϕ ait une dynamique de premier ordre avec un gain unitaire statique, et avec un temps d'établissement T_ϕ . Sa valeur dépend du mode de fonctionnement

de l'avion. Pour une dynamique rapide, le temps d'établissement est d'environ 3 s. Un réglage lent donne environ 4,5 s.

Plusieurs protections limitent les valeurs extrêmes de l'angle d'inclinaison et de sa dérivée. Ces limites sont notées ϕ_{max} et p_{max} . Leurs valeurs diffèrent selon que le pilote automatique est activé ou non. Les limites autorisées sont plus petites lorsque l'appareil est piloté automatiquement ($\phi_{max} = 20^\circ$ et $r_{max} = 5^\circ/s$) que lorsqu'il est sous contrôle manuel ($\phi_{max} = 66^\circ$ et $r_{max} = 15^\circ/s$).

En outre, la loi de commande de vol latéral est également supposée être conçue de manière à assurer la coordination en virage. Le glissement latéral reste égal à zéro.

Enfin, le pilote automatique est conçu de telle sorte que l'angle de lacet ψ (aussi appelé route) suive une dynamique de second ordre avec un gain statique unitaire, bien amortie pour éviter de dépasser les consignes des pilotes, et avec un temps d'établissement T_ψ qui est nettement plus lent que celui de l'angle de roulis. Toutefois, notez que lorsque le pilote automatique n'est pas activé, les consignes du pilote conduisent généralement à une réponse plus rapide parce que le pilote anticipe davantage la trajectoire.

Contrôle de l'angle de gîte

Les équations utilisées pour mettre en place le modèle latéral sont décrites ci-après. La première concerne la réponse de l'angle de gîte réglée par les lois de commande de vol. La cinématique s'écrit simplement :

$$\dot{\phi} = p$$

Les limitations de la vitesse de roulis sont prises en compte dans le calcul de la vitesse de roulis p avec la valeur saturée de la de vitesse de roulis p_c :

$$p = \text{sat}_{[-p_{max}, p_{max}]}(p_c)$$

Une dynamique de premier ordre pour l'angle de gîte est obtenue en choisissant :

$$p_c = \frac{1}{\tau_\phi} (\phi_c - \phi)$$

où ϕ_c est la référence de l'angle de gîte, et où τ_ϕ est la constante de temps liée au temps d'établissement par $T_\phi = 3\tau_\phi$.

Les contraintes sur l'angle de gîte sont simplement prises en compte par la saturation de la consigne de l'angle de gîte ϕ_d lors du calcul de la référence ϕ_c . La consigne d'angle de gîte vient du pilote ou du pilote automatique :

$$\phi_c = \text{sat}_{[-\phi_{max}, \phi_{max}]}(\phi_d)$$

Notez que contrairement à la dynamique longitudinale n_z , la dynamique ϕ n'est pas linéaire en raison de la saturation du taux de roulis. Il est alors plus difficile d'assurer que la saturation de la consigne d'entrée implique effectivement que la sortie reste dans les limites spécifiées.

Le contrôle de la route en pilotage automatique

Considérons maintenant le comportement de l'angle de lacet (ψ). Sa cinématique s'écrit simplement :

$$\dot{\psi} = r$$

où r est la vitesse de lacet. Les limitations du taux de lacet sont prises en compte rajoutant une saturation :

$$r = \text{sat}_{[-r_{\max}, r_{\max}]}(r_c)$$

L'hypothèse selon laquelle les lois de commande de vol atteignent une parfaite coordination en virage s'écrit :

$$r_c = \frac{g}{v} \tan(\phi)$$

Dans notre simulation, le comportement du pilote automatique (et du pilote) est représenté par :

$$\phi_d = K_\psi(\psi_d - \psi)$$

où ψ_d est la demande de route, et K_ψ est un simple gain. Ce gain doit être réglé afin d'atteindre les spécifications de réponse prévues.

Afin de régler le gain K_ψ , les mêmes calculs que ceux effectués pour la dynamique longitudinale pourraient être répétés ici. En effet, les équations sont similaires, seuls les noms des variables sont différents. Néanmoins, en raison de la présence de la saturation du taux de roulis, le temps d'établissement dépendra évidemment de l'amplitude de la demande. Ici, une autre technique est utilisée pour accorder le gain.

Considérons la plus petite valeur de la demande de virage qui mène à la valeur de l'angle d'inclinaison maximal. Cet angle d'inclinaison est atteint après le temps T_ϕ (temps d'établissement de roulis). Alors, puisque le taux de lacet est limitée à r_{\max} , la variation de route obtenue est de l'ordre de $r_{\max}T_\phi$. Mais la demande d'angle d'inclinaison vient du pilote (ou auto-pilote) et nous avons donc : $\phi_{\max} \cong K_\psi r_{\max} T_\psi$. Une technique pour ajuster simplement le gain est donc de prendre :

$$K_\psi = \frac{\phi_{\max}}{3r_{\max}T_\phi}$$

C'est la règle que nous avons utilisée dans notre simulation.

A noter que la limitation de la vitesse de lacet est implicitement prise en compte par la règle ci-dessus. Si une plus grande valeur de gain est utilisée, les limites pourraient être dépassées. Dans un tel cas, le modèle de simulation devra être adapté pour que la vitesse de lacet reste à l'intérieur des limites spécifiées.

Le contrôle de la route en pilotage manuel

Comme dans le cas longitudinal, lorsque à la fois l'amortissement et le temps d'établissement doivent être ajustés, une rétroaction proportionnelle-dérivée peut être utilisée. Dans un tel cas, le contrôle du cap peut être représenté par :

$$\phi_d = K_\psi(\psi_d - \psi) - K_r r$$

Le terme de la dérivée permet de modéliser l'anticipation du pilote sur la trajectoire.

Comme précédemment, nous voulons toujours exprimer les gains de commande en fonction des limites spécifiées. A cet effet, considérons un gain dérivé avec la même structure que celle trouvée pour le contrôle de la pente : $K_r = \rho \frac{\phi_{\max}}{r_{\max}}$ avec $\rho \geq 0$. Ensuite, considérons l'hypothèse de la coordination de virage parfaite : $r_{\max} \cong \frac{g}{v} \phi_{\max}$. Le gain dérivé est alors donné par :

$$K_r = \rho \frac{\phi_{\max}}{r_{\max}}$$

Mais avec l'architecture de contrôle proportionnelle dérivée, et en considérant encore que la plus petite demande de virage conduit à la valeur de l'angle d'inclinaison maximal, nous avons maintenant : $\phi_{max} \cong K_{\psi} r_{max} T_{\phi} - K_r r_{max}$ et donc nous devons prendre :

$$K_{\psi} = \frac{\phi_{max}}{3T_{\phi} r_{max}} (1 + \rho)$$

Le paramètre ρ permet de régler les gains de rétroaction en s'assurant de répondre aux exigences sur la dynamique en boucle fermée quels que soient le mode de pilotage et le temps d'établissement de la route .

Architecture de simulation

Actuellement, notre simulateur contient les deux représentations du contrôle de la route. Comme dit précédemment, nous considérons que lorsque le pilote automatique est activé, la commande de route est une rétroaction proportionnelle ($\rho = 0$), et lorsque l'appareil est sous contrôle manuel la rétroaction est une proportionnelle-dérivée (avec $\rho = 1$).

L'architecture de simulation du mode latéral tient compte des saturations dédiés à la protection des personnes et des avions. Elle est représentée sur la figure ci-après

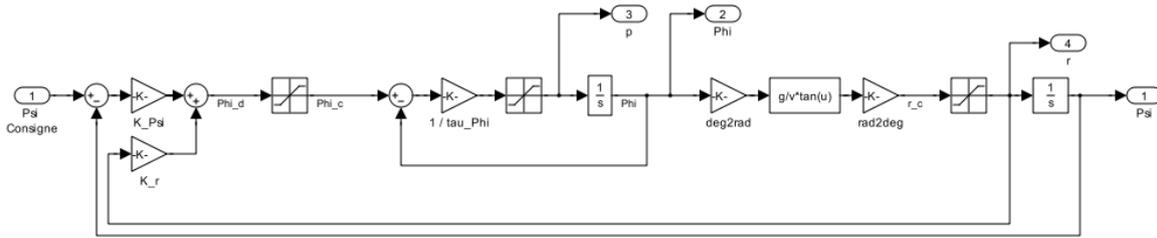


FIGURE 4.4 – Modèle du mouvement latéral de l'avion

Notre outil de simulation utilise les valeurs numériques suivantes :

$$T_{\phi} = \begin{cases} 3.0 [s] & \text{virage rapide} \\ 4.5 [s] & \text{virage lent} \end{cases}$$

$$\phi_{max} = \begin{cases} 20 [^\circ] & \text{pilote automatique} \\ 66 [^\circ] & \text{manuel} \end{cases}$$

$$p_{max} = \begin{cases} 5 [^\circ/s] & \text{pilote automatique} \\ 15 [^\circ/s] & \text{manuel} \end{cases}$$

$$r_{max} = \begin{cases} 3 [^\circ/s] & \text{pilote automatique} \\ 6 [^\circ/s] & \text{manuel} \end{cases}$$

$$\rho = \begin{cases} 0 & \text{pilote automatique} \\ 1 & \text{manuel} \end{cases}$$

4.2.5 Trajectoire de l'avion

Soit v la vitesse de l'avion. Nous supposons qu'il n'y a aucune perturbation due au vent. La dérivée de la position de l'avion dans le repère terrestre est alors donnée par :

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cdot \cos \gamma \cdot \cos \phi \\ \dot{y} = v \cdot \cos \gamma \cdot \sin \phi \\ \dot{z} = v \cdot \sin \gamma \end{cases}$$

En supposant que le dérapage est nul, et en négligeant l'incidence, la pente γ de la trajectoire et la route ψ coïncident respectivement avec l'angle de tangage θ et l'angle de lacet.

Nous présentons quelques résultats qui illustrent le comportement de la simulation de la trajectoire de l'avion. Ces différents tests nous ont permis de valider notre modèle, les performances étant en accord avec les spécifications.

Le premier jeu de simulations concerne le mouvement longitudinal. La demande est un changement de pente. La réponse de l'avion est bien amortie (sans dépassement). Le temps d'établissement dépend du mode de pilotage, et coïncide avec les valeurs attendues :

- Le premier cas (mode manuel) donne $T_\gamma = 6$
- Le deuxième cas (pilote automatique), donne une réponse plus lente ($T_\gamma = 12$).

La deuxième série de simulations concerne le mouvement latéral. La demande est un changement de cap. La réponse de l'avion est bien amortie (sans dépassement). Le temps d'établissement dépend du mode de pilotage, de la dynamique du roulis choisie (dynamique interne), mais également de l'amplitude de la demande.

- Le premier cas (réglage lent de la boucle interne, mode manuel) mène à un temps d'établissement de la route de $T_\Psi \cong 15s$ pour une demande de virage de $\Delta\Psi \cong 45$ deg. C'est en accord avec le temps d'établissement attendu qui devait être compris dans l'intervalle $[\frac{\Delta\phi}{r_{max}} + T_\phi, \frac{\Delta\phi}{r_{max}} + 2T_\phi]$ c'est-à-dire dans l'intervalle $[12, 16.5]$.
- Le deuxième cas (réglage rapide de la boucle interne, mode manuel), la réponse est un peu plus rapide ($T_{phi} \cong 12s$). Il devait se situer entre $[10.5, 13.5]$. Encore une fois, le résultat est correct.
- Le troisième cas correspond à un réglage lent de la boucle interne, mais avec le pilote automatique engagé. Le temps d'établissement obtenu est de $T_\phi \cong 37s$. Il est beaucoup plus important que le temps d'établissement prévu qui devait être compris dans l'intervalle $[19.4, 24]$. La raison de cet écart est que la vitesse de lacet obtenue n'est pas limitée par la limite spécifiée $r_{max} = 3$ deg/s, mais par l'angle d'inclinaison maximal autorisé par la relation de virage coordonné $\tilde{r}_{max} = \frac{g}{v} \tan\phi_{max}$. Ici, nous avons $\tilde{r}_{max} \cong 1.5$ deg/s et donc le temps d'établissement de la route doit appartenir à $[34.5, 39]$.
- Le dernier cas (réglage rapide de la boucle interne, pilote automatique engagé) donne $T_\phi \cong 35s$ qui appartient à $[33, 36]$ (encore estimée avec \tilde{r}_{max}).

La troisième série de simulations illustre des mouvements longitudinaux et latéraux simultanés.

- La première simulation a été obtenue avec un réglage rapide de la boucle interne et en considérant le mode de pilotage manuel.
- Le deuxième cas est lié à un réglage rapide de la boucle interne et en considérant le pilote automatique engagé.

En conclusion, cette série de tests permet de montrer que la simulation est capable de bien représenter des mouvements complexes de l'avion piloté conformément aux spécifications en vigueur.

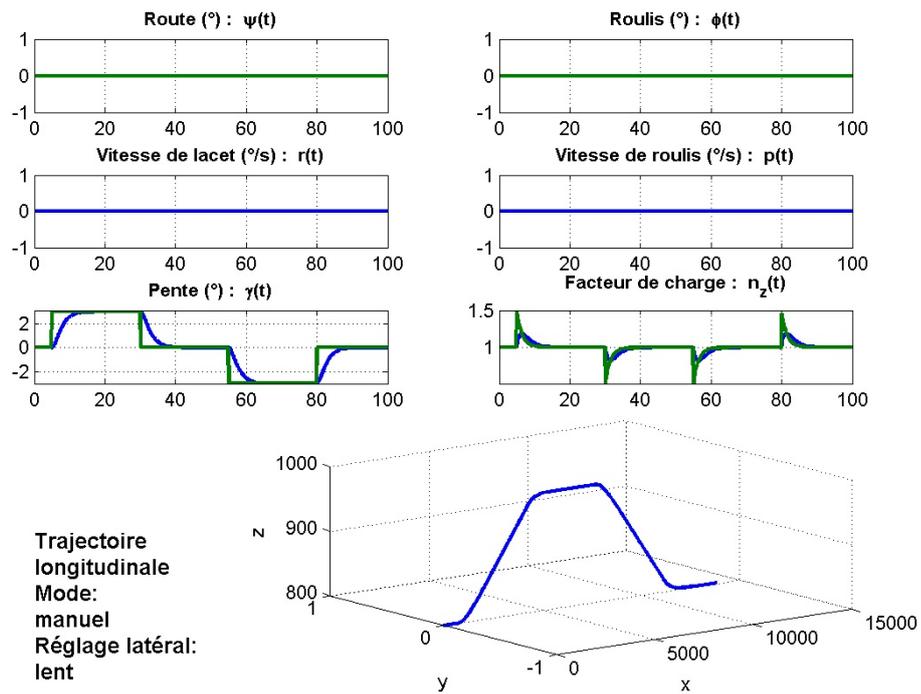


FIGURE 4.5 – mouvement longitudinal, pilotage manuel

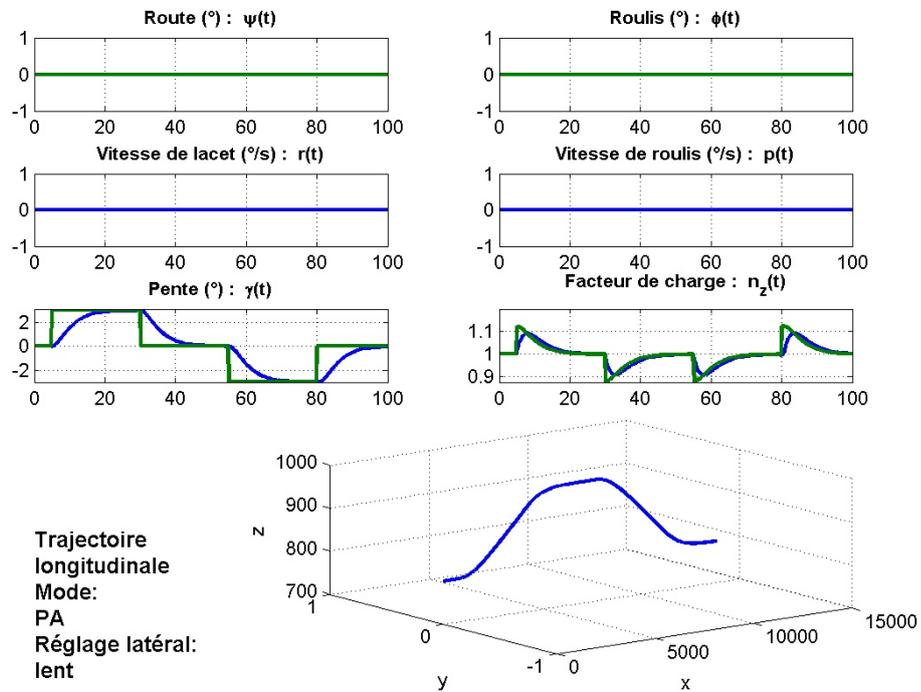


FIGURE 4.6 – mouvement longitudinal, pilotage automatique

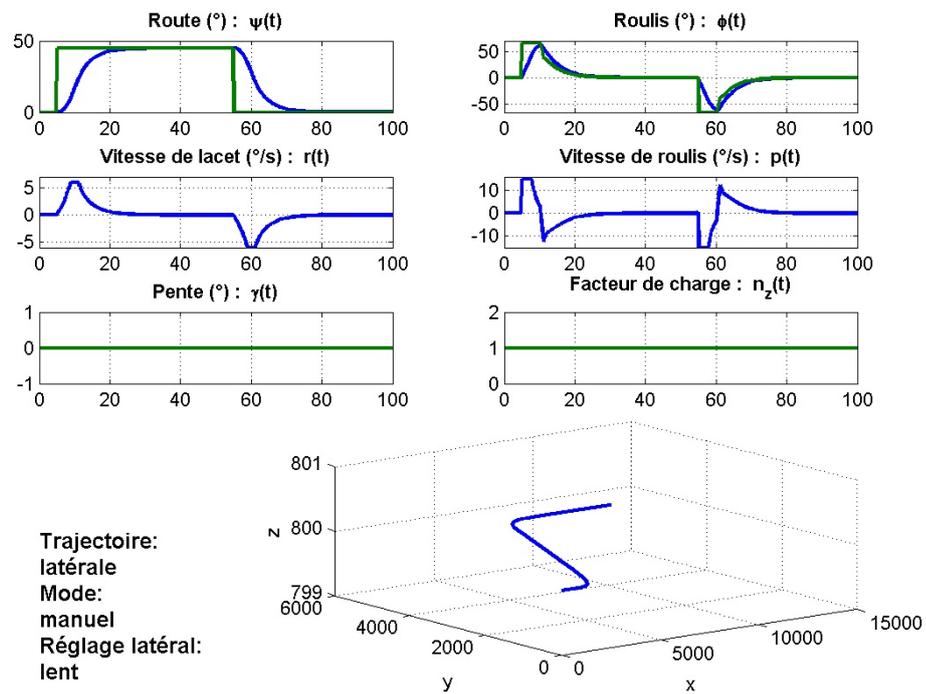


FIGURE 4.7 – mouvement latéral, pilotage manuel, boucle interne lente

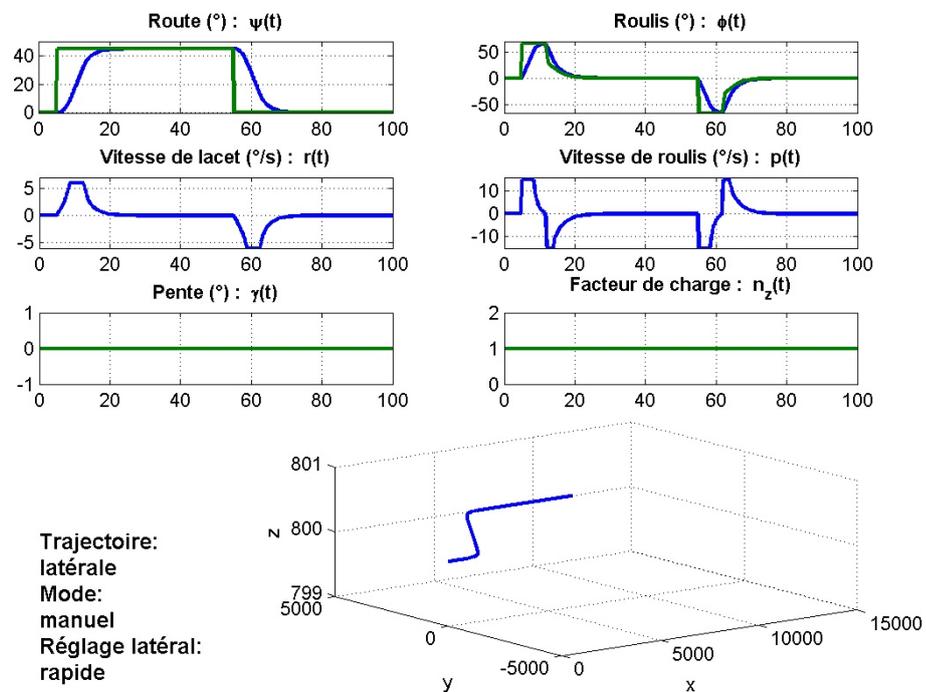


FIGURE 4.8 – mouvement latéral, pilotage manuel, boucle interne rapide

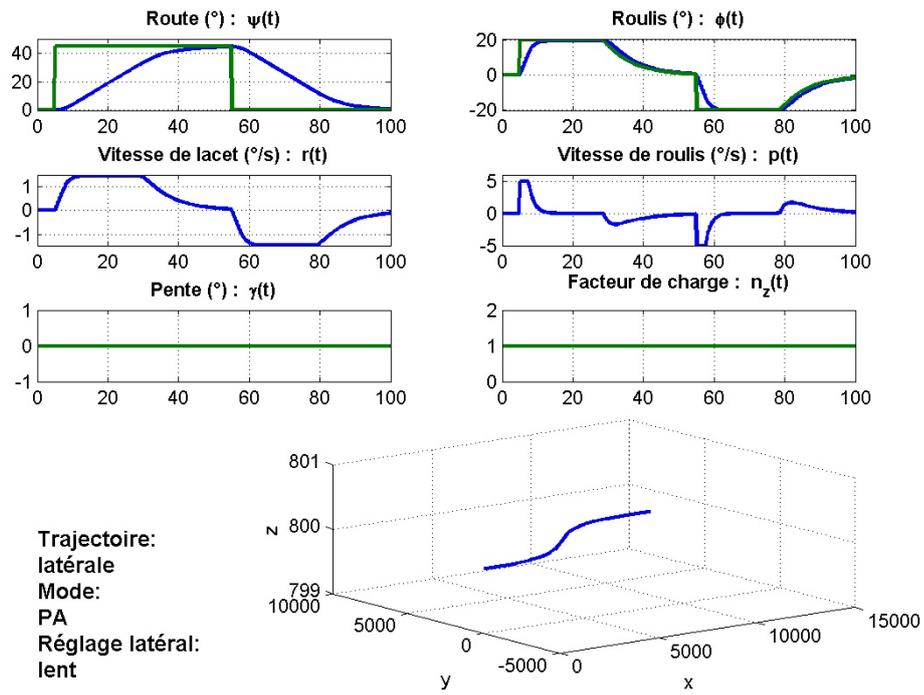


FIGURE 4.9 – mouvement latéral, pilotage automatique, boucle interne lente

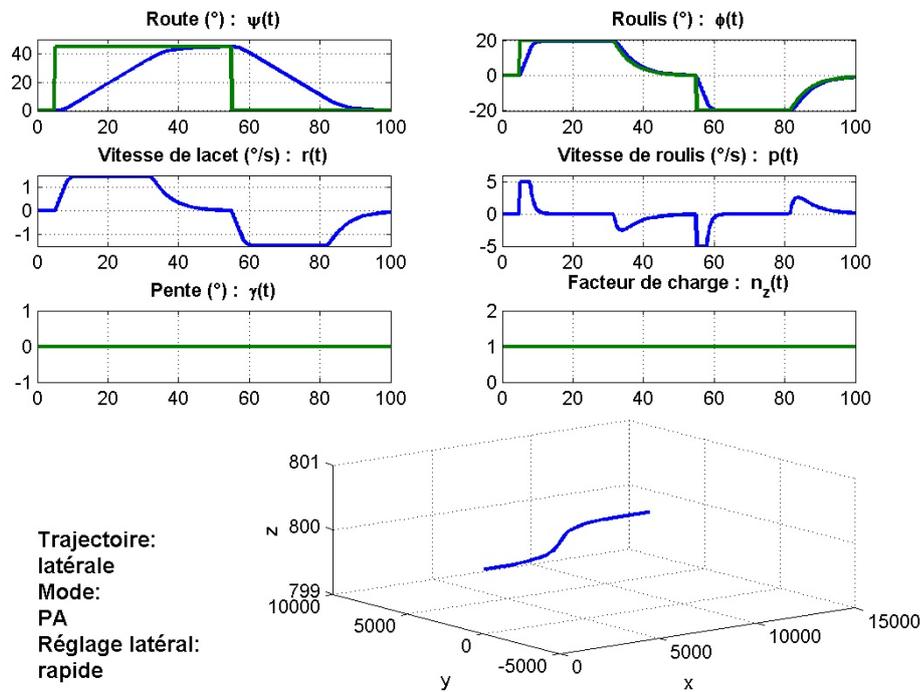


FIGURE 4.10 – mouvement latéral, pilotage automatique, boucle interne rapide

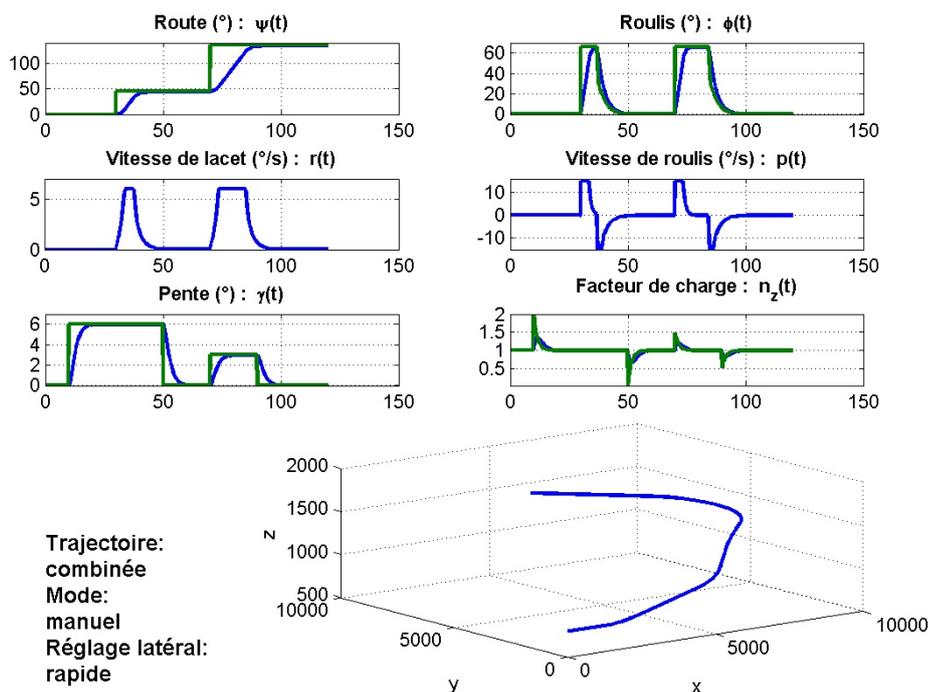


FIGURE 4.11 – mouvement combiné, pilotage manuel, boucle interne rapide

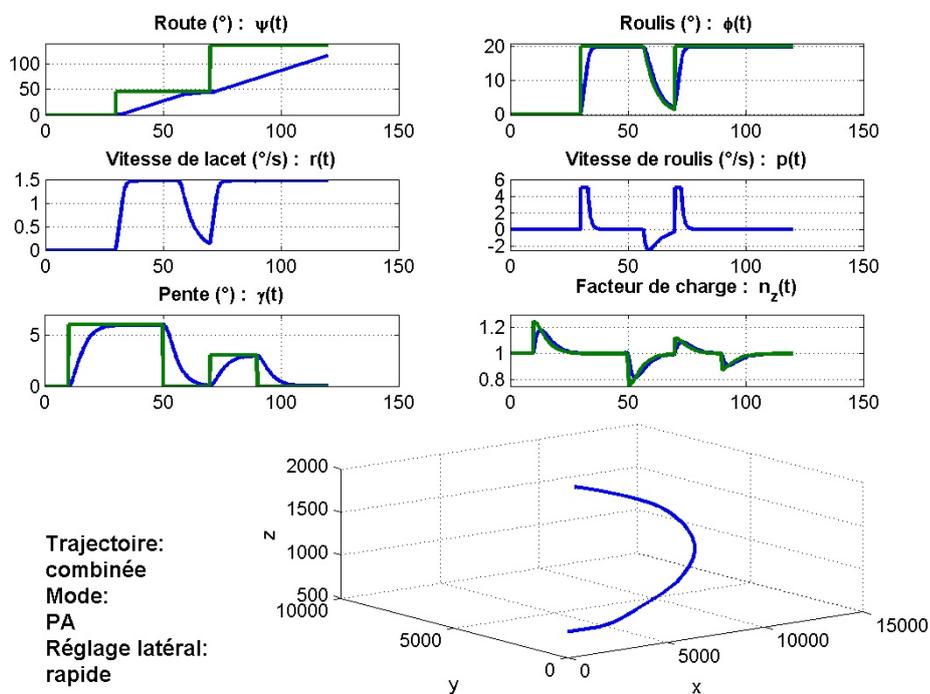


FIGURE 4.12 – mouvement latéral, pilotage automatique, boucle interne rapide

4.3 Modèle de la dynamique de l'avion pour le filtrage

Le modèle relativement précis que nous avons présenté précédemment est essentiellement destiné à la validation de l'algorithme de fusion de données sur des scénarios réalistes. Mais cet algorithme doit lui-même nécessairement intégrer une connaissance de la dynamique de l'objet inertiel qu'est un avion afin de détecter au mieux les défaillances des capteurs altimétriques. Cette connaissance est elle-même un modèle de la dynamique de l'avion, mais sa complexité doit être limitée car celle du filtre en découle directement.

Pour cette raison, nous considérerons donc que la variation de la position est le résultat d'une double intégration de l'accélération. A noter qu'on aurait pu exploiter les mesures inertielles disponibles à bord comme estimations des accélérations. Cependant, dans ce contexte, ajouter un capteur supplémentaire suppose ajouter l'hypothèse de défaillance de celui-ci. Nous avons jugé que ceci complexifie inutilement notre système, ce que nous recherchons à ce stade est un modèle relativement réaliste mais simple. Par conséquent, nous avons retenu comme modèle de mouvement la double intégration d'un bruit blanc filtré (représentant l'accélération) permettant de prendre en compte les excursions limitées en pratique de l'accélération.

Pour le mouvement vertical, par exemple, notre modèle implique trois états : l'altitude de l'avion z^a , V_z sa vitesse verticale, et N_z son accélération verticale. La dynamique choisie s'écrit :

$$\begin{aligned}\dot{z}^a &= V_z \\ \dot{V}_z &= N_z \\ \dot{N}_z &= -\omega_c N_z + w\end{aligned}$$

La fréquence de coupure est ω_c en rad/s et w est un bruit blanc de moyenne nulle.

Une analyse de Lyapunov, appliquée au modèle de la dynamique de N_z , montre qu'en mode stationnaire les écart-types de N_z et de w sont liés par la relation :

$$0 = -2\omega_c \sigma_{N_z}^2 + \sigma_w^2$$

Si la valeur maximale de N_z est approximée par $N_{z_{max}} = 3\sigma_{N_z}$ (cadre gaussien) alors le niveau de bruit de notre modèle doit être choisi tel que :

$$\sigma_w^2 = \frac{2\omega_c}{9} N_{z_{max}}^2$$

Il reste maintenant à mettre en place une représentation discrète équivalente qui sera utilisée par notre algorithme de filtrage.

Le modèle d'état continu s'écrit $\dot{X} = AX + Bw$ avec $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\omega_c \end{bmatrix}$ et $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ et

$$X^T = [z^a \quad V_z \quad N_z].$$

La matrice de covariance du bruit est $Q = B\sigma_w^2 B^T$.

Puisque w est un bruit blanc (σ_w^2), le modèle équivalent en discret s'écrit :

$$X_{k+1} = FX_k + w_k$$

où $F = e^{A\Delta t}$ et w_k est un bruit blanc discret de covariance :

$$Q_d = \int_0^{\Delta t} e^{A\tau} Q e^{A^T \tau} d\tau$$

L'évaluation de Q_d est réalisée dans notre logiciel par une approximation numérique de l'intégrale via la formule des trapèzes.

La même structure de modèle est utilisée pour l'axe horizontal avec simplement des paramètres différents.

Notre filtre utilise les valeurs suivantes des paramètres :

– Axe vertical :

$$\begin{aligned}\omega_c &= 2\pi 0.001 \\ \sigma_{N_z} &= 0.3 g\end{aligned}$$

– Axe horizontal :

$$\begin{aligned}\omega_c &= 2\pi 0.005 \\ \sigma_{N_x} &= 1 g\end{aligned}$$

4.4 Modèle du sol

Comme pour le comportement de l'avion, deux types de modélisation du sol ont été construites. La première sera utilisée pour simuler les scénarios permettant d'évaluer l'algorithme de fusion. La seconde est celle qui sera intégrée dans l'algorithme de fusion lui-même.

4.4.1 Modèle pour la simulation

Ce modèle doit permettre de représenter différents types de sol. Ainsi pour valider fonctionnellement l'algorithme de fusion on aura besoin de simuler des profils de sol survolé très simples, comme un sol plat par exemple. Mais une évaluation plus fine des performances demandera d'utiliser des profils les plus proches possible de ceux rencontrés dans la réalité. On a d'ailleurs aussi envisagé d'utiliser de vrais relevés topographiques quand ils sont disponibles.

L'approche la plus réaliste aurait été bien entendu de développer un modèle numérique de terrain 2D. Mais on avait plusieurs contraintes qui nous ont éloignés de cette voie :

- Tout d'abord le modèle devait être paramétrable pour permettre la génération de profils variés.
- Son calcul devait être rapide.
- Mais surtout il fallait pouvoir intégrer dans le profil généré des spécifications temporelles issues du scénario choisi. On voulait pouvoir imposer par exemple le franchissement d'une falaise de hauteur donnée à un instant choisi, ou encore le survol d'une zone de forte rugosité sur un intervalle de temps fixé.

Un outil proposant ces fonctionnalités aurait été un peu complexe à construire. C'est pourquoi nous nous sommes orienté vers le développement d'un outil de génération de profils 1D. Seule l'altitude du terrain survolé sous la trajectoire avion (déjà calculée) est générée.

Nous partons donc de la trajectoire choisie pour l'avion, et l'on calcule le profil du sol survolé sous cette trajectoire (et uniquement sous cette trajectoire) à partir des spécifications du scénario. Ces spécifications peuvent être :

- Des points de passage. Le profil est alors lissé par fonction spline entre ces points.
- Des sauts. Ils seront utilisés pour représenter le passage de falaises ou de bâtiments.
- Un niveau de rugosité. Un sol montagneux, une plaine, une ville présentent en effet des variations d'altitude dont la rugosité est une caractéristique forte. Pour le prendre en compte un algorithme de génération de signaux browniens fractionnaires 1D a été développé en s'inspirant des travaux décrits dans [18].

Parce que le profil généré est seulement 1D, la synchronisation des événements spécifiés par le scénario de simulation avec ses caractéristiques est aisée.

La figure 4.13 donne un exemple de terrain simulé. Le fichier de spécification du terrain détermine des points de passage :

- à $t=0s$, altitude du sol=200ft,
- à $t=10s$, altitude du sol=200ft,
- à $t=40s$, altitude du sol=400ft,
- à $t=60s$, altitude du sol=400ft,
- à $t=90s$, altitude du sol=300ft

Il permet également de spécifier un saut de 50ft à l'instant $t=100s$ et une augmentation de la rugosité du terrain à partir de l'instant $t=150s$.

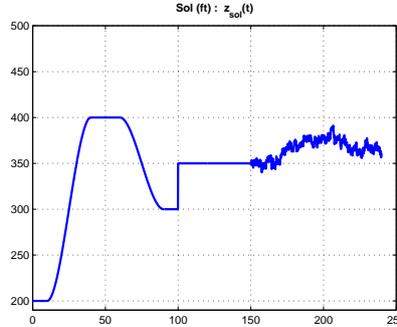


FIGURE 4.13 – Simulation du terrain survolé

4.4.2 Modèle pour la fusion

On peut s'interroger sur la pertinence de la modélisation de l'altitude du relief défilant sous l'avion dans le modèle utilisé par l'algorithme de fusion. En effet, cette variable peut sembler très peu prévisible a priori. Cependant, donner des variations quelconques à l'élévation du sol est en réalité très éloigné de la réalité. Par exemple, le sol survolé par un avion est la plupart du temps relativement plat selon un profil continu. En revanche, il est possible de rencontrer des falaises conduisant à des variations brutales de l'élévation du terrain.

Afin de prendre en compte ces phénomènes géographiques, notre modèle d'évolution de l'élévation du sol survolé aura principalement deux composantes : une première composante représentant les variations "faibles" de l'élévation du sol en environnement de type plaine et une deuxième, à occurrences "rares" représentant le survol d'un paysage de type montagneux. Un tel modèle peut s'écrire sous la forme suivante :

$$z_t^s = z_{t-1}^s + \epsilon_t^s + \epsilon_t^m \Delta N_t$$

où z_t^s est l'altitude du sol survolé à l'instant t , ϵ_t^s est un bruit blanc gaussien ayant une faible variance Q^p qui permettra de représenter les petites variations de l'altitude (donc lentes du point de vue temporel), ϵ_t^m est un bruit blanc gaussien ayant une grande variance Q^m qui permettra de représenter les variations importantes (i.e. rapides) de l'altitude. Ces deux bruits sont indépendants. ΔN_t est un processus de comptage dont la fréquence λ représente la probabilité d'occurrence d'une variation importante du relief.

$$\begin{aligned} p(\Delta N_t = 1) &= \lambda \\ p(\Delta N_t = 0) &= 1 - \lambda \end{aligned}$$

La densité de probabilité des transitions correspondant à ce modèle est définie par une somme pondérée de gaussiennes :

$$\begin{aligned} p(z_t^s | z_{t-1}^s) &= (1 - \lambda) \Gamma(z_t^s - z_{t-1}^s, Q^p) + \lambda \Gamma(z_t^s - z_{t-1}^s, Q^p + Q^m) \\ &\approx (1 - \lambda) \Gamma(z_t^s - z_{t-1}^s, Q^p) + \lambda \Gamma(z_t^s - z_{t-1}^s, Q^m) \end{aligned}$$

puisque Q^p est choisi négligeable devant Q^m .

4.5 Conclusion

Pour simuler le fonctionnement des capteurs il faut au préalable représenter l'environnement dans lequel ils opèrent. Il s'agit dans notre étude principalement du comportement dynamique de l'avion (qui emporte les capteurs) et des variations de l'altitude du sol. Un certain degré de finesse est ici nécessaire dans les modèles développés pour un rendu réaliste des simulations. Ce chapitre a présenté ces divers éléments.

On a noté qu'une modélisation de l'environnement est aussi nécessaire afin de définir les calculs réalisés en ligne par l'algorithme de fusion lui-même. Pour limiter la complexité du code embarqué des modèles simples de l'environnement ont donc aussi été proposés. On s'est astreint ici en particulier à rester dans le cadre de modélisations linéaires.

Analyse et modélisation des capteurs altimétriques

L'analyse multi-critères conduite au chapitre 3 a mis en évidence l'intérêt potentiel de certains capteurs dans notre contexte applicatif. Nous présentons ici ces différents dispositifs de mesure, en commençant bien entendu par le principal qui est le radio-altimètre. Suivrons ensuite : les systèmes de localisation satellitaire (GNSS), les bases de donnée terrain, le baromètre et le LIDAR. Nous terminerons par l'indicateur de contact au sol, dont l'intérêt est apparu n'avait pas été vu de prime abord mais a été mis en évidence par les premiers tests de l'algorithme de fusion.

Pour toutes les sources d'information introduites nous décrivons le principe de fonctionnement, les performances, et les potentielles défaillances. Et à chaque fois, comme cela a été fait pour l'avion et son environnement au chapitre précédent, deux types de modélisation sont proposées. La première modélisation, destinée à la simulation, se veut la plus précise et la plus réaliste possible. La seconde modélisation, qui sera intégrée dans l'algorithme de fusion, est de complexité limitée et s'inscrit nécessairement dans le cadre linéaire gaussien, conditionnellement aux modes de fonctionnement.

5.1 Le radio altimètre

5.1.1 Principe

Le radio altimètre est une aide autonome de bord destinée à mesurer la hauteur vraie de l'avion par rapport au sol survolé. A l'instar d'un RADAR, il évalue la hauteur en mesurant le temps de propagation de signaux radioélectriques émis à bord et reçus après réflexion au sol. La gamme de fréquence utilisée par les radio altimètres civils est la bande 4.2-4.4 GHz.

L'avion émet sans interruption, verticalement vers le sol, une onde modulée en fréquence par un signal de modulation en dents de scie. Après réflexion sur le sol, cette onde est reçue par l'avion, mais pendant son parcours dont la durée τ est fonction de la hauteur de l'avion ($\tau = 2\frac{h}{c}$), la fréquence de l'onde émise a continué à se modifier selon la loi de variation imposée par la modulation. La mesure consiste à comparer, à chaque instant t_0 , la valeur de la fréquence de l'onde émise à t_0 (F_e) à la valeur de la fréquence de l'onde reçue à t_0 (F_r) mais qui a été émise à $t_0 - \tau$. La fréquence de battement $F_b = F_e - F_r$ permet de déduire la valeur de la hauteur.

Si δF est la variation maximale de fréquence, et T_m la période du signal de modulation,

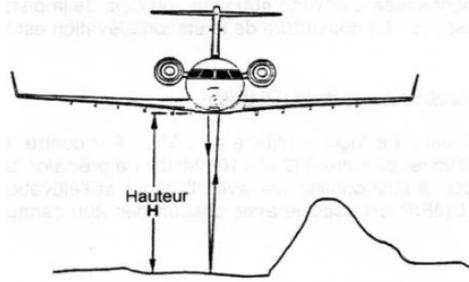


FIGURE 5.1 – Principe du radio altimètre

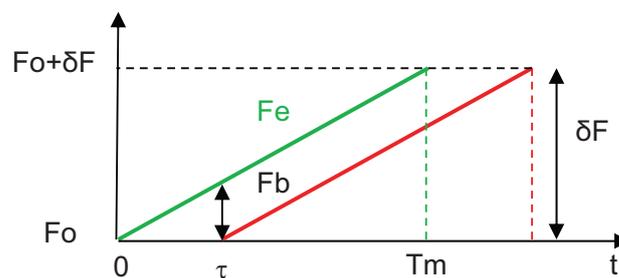


FIGURE 5.2 – Calcul de la fréquence de battement

on obtient la relation :

$$\frac{\delta F}{F_b} = \frac{T_m}{\tau}$$

La hauteur de l'avion est donc donnée par :

$$h = \frac{c T_m F_b}{2 \delta F}$$

En mesurant directement la fréquence de battement, on obtient donc la mesure de la hauteur. On mesure F_b en comptant le nombre de périodes du signal de battement dans chaque période du signal de modulation [19].

Une autre technique utilise une boucle d'asservissement qui maintient la fréquence de battement F_b constante en ajustant généralement la période de modulation T_m [19]. On déduit alors de la valeur de la période de modulation T_m la valeur de la hauteur h .

Il faut noter que F_b n'est pas représentative de la hauteur pendant les périodes Δt_{ind} comme le montre la figure suivante.

Le radio altimètre transmet, en plus de la valeur de la hauteur calculée, un message (SSM) indiquant la validité de cette information. Il existe quatre types de message : l'information est correcte (Normal Operation), le radio altimètre est incapable de fournir une information (No Computed Data), le radio altimètre est en panne (Failure Warning) et le radio altimètre est en mode test (In Test).

Le comportement le plus préjudiciable apparaît lorsque le radio-altimètre calcule une hauteur erronée mais qu'il indique un fonctionnement normal. C'est le problème majeur qui justifie notre étude.

Aujourd'hui, les radio altimètres qui sont installés à bord sont analogiques, mais des radio altimètres numériques sont en développement et sont potentiellement candidats pour être installés sur tous les avions Airbus. Le principal avantage d'un radio altimètre numérique

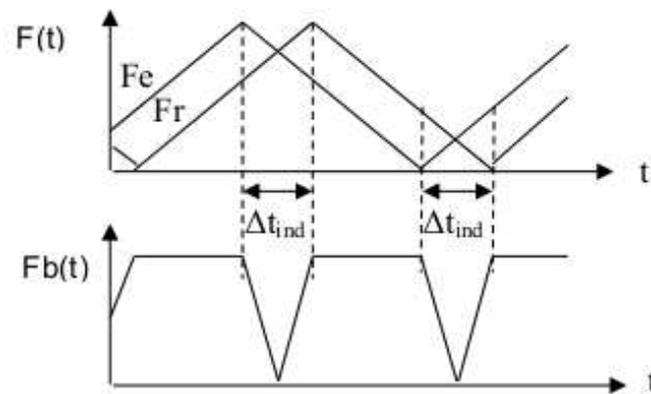


FIGURE 5.3 – Fréquence de battement

est le contrôle du signal émis, et en particulier de la modulation, qui peut conduire à une plus grande précision de mesure.

De plus, cette technologie permet d'introduire plus facilement des algorithmes de surveillance de la mesure de la hauteur à l'intérieur même du système.

Tous les radio altimètres existants sont composés de deux antennes : une pour l'émission et une pour la réception. Un projet de radio altimètres à une seule antenne est à l'étude avant un potentiel développement et ils pourraient être installés dans les nouveaux appareils ou même être installés lors des opérations de maintenance sur les avions existants.

Le radio altimètre mesure directement la distance entre ses (ou sa) propres antennes et le sol. Cette distance est la hauteur H_{ra} . Le calcul de H_{rac} et de H_{rc} peut être facilement atteint compte tenu de la géométrie de l'avion si son attitude (roulis et tangage) est connue.

5.1.2 Performances

Conditions de disponibilité de la mesure du radio altimètre

La radio altimètre donne des informations de hauteur valables sur toute la gamme $[h_{min}, h_{max}]$ avec généralement $h_{max} = 5500ft$ (la portée du RA) et $h_{min} = -20ft$ (valeur négative due au décalage utilisé pour normaliser la hauteur à 0 lorsque l'avion touche le sol), et dans les conditions opérationnelles définies ci-après :

- Vitesse horizontale : de 0 à 340ft/s
- Vitesse verticale : de 0 à 40ft/s jusqu'à 200ft et de 0 à 50ft/s au-dessus de 200ft
- Angle de tangage : de 0° à $\pm 20^\circ$
- Angle de roulis : de 0° à $\pm 20^\circ$

Précision

La spécification de la précision à 2σ de la hauteur mesurée est définie par une fonction multi-linéaire :

Hauteur	Précision attendue
de -20ft à 100ft	$\pm 3ft$
de 100ft à 500ft	$\pm 3\%$ de la hauteur vraie
de 500ft à 5500ft	$\pm 5\%$ de la hauteur vraie

Dans le simulateur nous utilisons :

Hauteur (ft)	Précision (ft)	pente (%)
-20	3	0
100	3	3
500	15	5

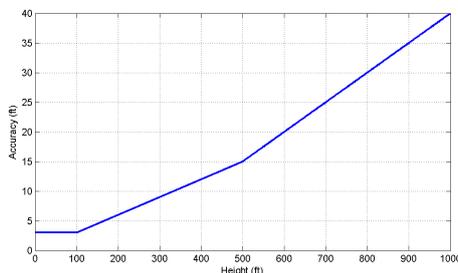


FIGURE 5.4 – Précision du radio altimètre utilisée dans le simulateur

Disponibilité

Pour chaque système RA,

- Airbus impose des exigences standard : la hauteur indiquée par le radio altimètre doit être valide en moins de 3s de fonctionnement à chaque entrée dans sa plage de portée d'altitude : soit lors de la mise sous tension du radio altimètre soit lorsque l'avion descend et passe sous l'altitude correspond à la portée du radio altimètre. Ce temps est appelé le temps de transparence.
- Le taux de défaillance détectée total est inférieur à $10^{-4}/FH$.
- Le temps de la transparence est entre 10ms et 200ms

Les taux de défaillances matérielles détectées sont basés sur les FMEA des fournisseurs et varient entre $1.2 * 10^{-5}/FH$ et $1.0 * 10^{-4}/FH$

Intégrité

Airbus impose des exigences standard : le temps d'avertissement d'une panne doit être inférieur à 150ms. Le temps d'avertissement d'une panne est le délai maximum entre l'émission d'une potentielle information de hauteur erronée et la mise en place de l'alarme appropriée. L'alarme de dysfonctionnement doit être affichée et présentée à l'équipage en moins de 1s.

Pour tous les fournisseurs de radio altimètres, le temps d'avertissement de panne est respecté. Le taux de hauteur erronée indétectée en raison d'une défaillance interne (échec logiciel ou matériel) dépend des fournisseurs, mais reste toujours inférieur à 10^{-9} (très improbable). Ce taux de probabilité est très faible en raison du fait qu'aucune défaillance matérielle unique ne peut conduire à une donnée erronée.

Mais d'autres causes de hauteurs erronées indétectées existent, par exemple elles peuvent être dues à des problèmes d'installation d'antennes ou à des événements extérieurs. Cette information est fondée sur un retour d'expérience de plus de 15 ans à Airbus. De telles observations ou informations ne sont pas disponibles pour les capteurs basés sur de nouvelles technologies telles que lidar.

Actualisation des données

L'actualisation des données est réalisée environ toutes les 40ms.

5.1.3 Les faiblesses du radio altimètre actuel

Ce paragraphe essaie de relier les sensibilités du radio altimètre à leurs effets sur les mesures. Dans certains cas, la mesure est affectée par une hauteur erronée (mesure de la hauteur différente de la hauteur au-dessus de l'appareil avec un message d'information (SSM = NO pour Normal Operation) ou par une indisponibilité de la mesure (SSM = NCD pour No Computed Data).

Le premier cas influe sur l'intégrité des données de hauteur tandis que le second cas, a une incidence sur la disponibilité des données.

Dans ce qui suit, l'abréviation SSM correspond au message de sortie du radioaltimètre et h_m correspond à la mesure transmise par le radio-altimètre. h correspond à la vraie altitude de l'avion. $h_m = \square$ indique que la mesure n'est pas calculée. Le SSM peut être NO (Normal Operation), NCD (No Computed Data) ou FW (Failure Warning).

Pannes matérielles

Les modes de pannes et l'analyse de leurs impacts (FMEA) présentés par les fournisseurs concernent uniquement les pannes matérielles. Les pannes non détectées sont extrêmement improbables (probabilité inférieure à $10^{-9}/FH$) et le taux de pannes détectées est d'environ $2.10^{-5}/FH$. Ces chiffres ne sont pas infirmés par l'expérience en service.

Quand une panne matérielle apparaît, la sortie du radio altimètre peut être :

- SSM = NCD et $h_m = \square$. Dans ce cas aucune valeur de la mesure n'est transmise.
- SSM = NO mais h_m fluctue au cours du temps sur la plage de mesure du RA [h_{min}, h_{max}]
- SSM = FW. Une panne est détectée et aucune valeur de la mesure n'est transmise.

Les probabilités de ces événements ne sont pas vraiment connues. Mais on peut d'ores et déjà dire qu'elles ne sont pas critiques pour réaliser correctement le processus de fusion de données.

Notre simulateur est construit sur les hypothèses suivantes :

- Il n'y a pas de fluctuation entre les différents cas possibles.
- Notre algorithme de fusion ne tient pas compte de l'information SSM=FW.
- La simulation du premier cas correspond à une indisponibilité générique de la mesure.
- Dans le second cas, on suppose que h_m varie de façon non corrélée au cours du temps, et que sa densité de probabilité est uniforme sur la plage [h_{min}, h_{max}] (ex : entre -20ft et 5500ft).

L'expérience en service a montré que, indépendamment du fournisseur de radio altimètre ou du type d'avion, les radio altimètres peuvent fournir des informations de hauteur erronées non détectées ou des informations non valides pour d'autres raisons que les pannes matérielles. Ces raisons peuvent être classées dans différentes catégories de faiblesses des radio altimètres connues, et nous allons les analyser ci-après.

Des faiblesses observées en service

Cette section présente les résultats des enquêtes sur les faiblesses du radio altimètre. Certains cas de dysfonctionnements ont été étudiés à l'aide du rapport technique [4] qui décrit des cas identifiés en service et de l'article [20]. Ensuite, nos résultats ont été comparés aux données présentées dans la note technique [3]. Cette section est un résumé des dysfonctionnements identifiés et présente les causes probables et leurs effets présumés sur les sorties du radio altimètre. Certaines causes identifiées sont susceptibles d'affecter plusieurs radio altimètres simultanément, même si cela n'a jamais encore été observé en service.

Couplage intra-système direct

Sur les avions Airbus, deux ou trois radio altimètres sont installés. Chaque radio-altimètre est composé de deux antennes : une pour l'émission et l'autre pour la réception. Après l'étude des cas observés dans le service, les cas de dysfonctionnement les plus communs sont dus à des couplages d'antennes. Il existe trois types de couplage d'antennes :

- Le couplage intra-système direct
- Le couplage inter-systèmes direct
- Le couplage inter-systèmes indirect

Le couplage direct est une conséquence de fuites de radio fréquences entre les voies de transmission de réception. Il peut être lié à :

- un écoulement d'eau sur et entre les antennes
- une distorsion du diagramme d'antenne (par exemple à cause de poussières de carbone ou de liquide de dégivrage sur les antennes)
- une installation détériorée au niveau des connecteurs d'antennes
- une entrée d'eau au niveau des connecteurs d'antennes, en provenance de l'intérieur de l'avion.

Nous examinons d'abord le cas du couplage intra-système direct. Le signal émis est directement reçu par l'antenne de réception du même radio altimètre sans avoir été réfléti sur le sol. Dans ce cas, les sorties du radio altimètre peuvent être :

- $SSM = NCD$ ou FW et $h_m = \square$
- $SSM = NO$ et h_m peut valoir h_{seuil} ou h . La valeur du seuil h_{seuil} est légèrement négative et cette valeur correspond à la distance entre l'antenne d'émission et l'antenne de réception à laquelle on a ajouté la correction du radio altimètre pour avoir 0ft au toucher des roues.

Notre simulateur est construit selon les hypothèses suivantes :

- Les deux cas sont équiprobables. On a supposé que la sortie du radio altimètre peut fluctuer d'un cas à l'autre sans corrélation temporelle.
- Dans le second cas, la sortie du radio altimètre peut fluctuer entre les différentes valeurs (h et h_{seuil}) sans corrélation temporelle. Ces deux valeurs sont supposées équiprobables.
- La valeur choisie pour h_{seuil} est -6ft. En réalité, cette valeur dépend du porteur. Mais la valeur -6ft est apparue dans les enregistrements de défaillance en service que nous avons analysés.

Couplage inter-systèmes direct

Dans ce cas, le signal émis par le radio altimètre n°1 est directement reçu par l'antenne de réception du radio altimètre n°2 sans avoir été réfléchi sur le sol. Le couplage inter-systèmes direct n'est pas modélisé dans notre simulateur. Une modélisation similaire à la modélisation du couplage intra-système direct pourrait être envisagée mais avec des valeurs différentes de h_{seuil} . En effet, les modulations fréquentielles des deux radio altimètres n'ont pas la même référence temporelle et donc h_{seuil} peut prendre n'importe quelle valeur sur la plage de mesure du radio altimètre.

Couplage inter-systèmes indirect

Dans ce cas, le signal émis par le radio altimètre n°1 est réfléchi sur le sol, mais il est ensuite reçu par l'antenne de réception du radio altimètre n°2. Les sorties du radio altimètre peuvent être :

- $SSM = NCD$ et $h_m = \square$

- $SSM = NO$ et $h_m = h + \text{biais}$

La sortie fluctue au cours du temps entre ces deux valeurs mais le biais est constant. Ce phénomène peut disparaître naturellement. En effet, h_m ne peut pas être négatif.

Notre simulateur est construit selon les hypothèses suivantes :

- Les deux cas sont équiprobables. La sortie peut fluctuer entre les deux cas sans corrélation temporelle.
- Quand apparaît cette panne, la valeur du biais est choisie aléatoirement et ainsi h_m a une densité de probabilité uniforme sur toute la plage de mesure du radio altimètre.

Réflexion sur le train d'atterrissage

A cause d'un défaut d'installation, pendant la phase d'atterrissage, le signal émis peut être intercepté par le train d'atterrissage. Bien évidemment, cette panne ne peut arriver que lorsque le train d'atterrissage est sorti. Dans ce cas, les sorties du radio altimètre sont :

- $SSM = NO$ et h_m vaut h ou h_{train} , avec h_{train} la distance entre le train d'atterrissage et l'antenne du radio altimètre (environ 25ft). La hauteur donnée par le radio altimètre peut fluctuer dans le temps entre ces deux valeurs possibles. Ce phénomène tend à disparaître au fur et à mesure que l'avion se rapproche du sol.

Notre simulateur est basé sur les hypothèses suivantes :

- Les deux valeurs possibles de h_m ne sont pas équiprobables. La probabilité du premier cas ($h_m = h$) est prise proportionnelle à $\frac{h}{h_{\text{train}}}$ et la probabilité du second cas ($h_m = h_{\text{train}}$) est proportionnelle à $\frac{1-h}{h_{\text{train}}}$, avec $h_{\text{train}} = 25\text{ft}$.
- les fluctuations dans le temps entre $h_m = h$ et $h_m = h_{\text{train}}$ ne sont pas corrélées.

Dégradation du gain d'antenne

Avec le temps, les entrées d'eau peuvent impliquer une dégradation du gain d'antenne.

Les sorties du radio altimètre peuvent être :

- $SSM = NO$ et $h_m = h$
- $SSM = NCD$ et $h_m = \square$

Les sorties peuvent fluctuer d'une valeur à l'autre dans le temps. Ce phénomène tend à disparaître quand l'avion se rapproche du sol.

Notre simulateur utilise les hypothèses suivantes :

- Les deux cas possibles ne sont pas équiprobables. La probabilité d'avoir $h_m = h$ est proportionnelle à $\frac{h}{h_{\text{seuil}}}$ et la probabilité d'avoir $h_m = \square$ est proportionnelle à $\frac{1-h}{h_{\text{seuil}}}$, avec $h_{\text{seuil}} = 700\text{ft}$.
- Les fluctuations entre les deux cas dans le temps ne sont pas corrélées.

Points brillants

Des dysfonctionnements peuvent se produire à cause de la sensibilité du radio altimètre à des points brillants, c'est à dire à des variations de réflectivité du terrain. Ce phénomène n'a pas été vu dans le document [4] mais il est rapporté dans la note technique [3]. La hauteur mesurée est un peu plus faible ou un peu plus grande que la vraie hauteur. Dans ce mode de défaillance, les sorties du radio altimètres sont :

- $SSM = NO$ et $h_m = h + \text{biais}$

Notre simulateur tient compte des hypothèses suivantes :

- Quand apparaît ce phénomène, la valeur du biais est choisie aléatoirement avec une densité de probabilité uniforme sur la plage $[\alpha_{\text{min}}h, \alpha_{\text{max}}h]$ avec $\alpha_{\text{min}} = -20\%$ et $\alpha_{\text{max}} = +20\%$

- h_m doit toujours rester dans la plage de mesure du radio altimètre.

Piste contaminée

Ce phénomène peut arriver quand l'avion survole la piste à très basse altitude et quand cette piste est trempée ou enneigée. Les sorties du radio altimètre peuvent être :

- $SSM = NCD$ ou FW et $h_m = \square$
- $SSM = NO$ et h_m fluctue jusqu'à des valeurs de quelques centaines de pieds.

Notre simulateur tient compte des hypothèses suivantes :

- Les deux cas sont équiprobables et les fluctuations entre ces deux cas dans le temps ne sont pas corrélées.
- Dans le second cas, h_m est choisi aléatoirement dans la plage $[h_{min}, h_{seuil}]$ avec $h_{seuil} = 500ft$. Ici encore il n'y a pas de corrélation temporelle entre les valeurs.

Survol

Le signal émis peut être intercepté par un nuage survolé et le radio altimètre mesure alors la distance entre l'avion et le nuage. Ce phénomène peut aussi être vu lors du survol d'un autre avion et le radio altimètre mesure alors la distance entre les deux avions. Dans ce cas, les sorties du radio altimètre sont :

- $SSM = NO$ et $h_m = z_{avion} - z_{obstacle}$

5.1.4 Modèle de simulation

Stratégie et hypothèses

Comme les comportements du radio altimètre ont été étudiés et identifiés, un modèle comportemental a pu être développé. Il est suffisant pour répondre à la conception d'un superviseur du radio altimètre qui pourra tirer des avantages des autres sources d'information.

Avec ce modèle de simulation des mesures du radio altimètre, il sera possible de reproduire les cas de dysfonctionnements dans des conditions opérationnelles particulières.

Une simulation temporelle est nécessaire pour évaluer les performances dans les différents cas opérationnels préalablement définis. En outre, ce simulateur sera utilisé pour l'évaluation de l'algorithme de fusion des données. Évidemment, elle sera limitée aux mauvais comportements connus et au cas nominal de fonctionnement du radio altimètre. Un modèle statistique permettra d'évaluer la fiabilité (intégrité / disponibilité) compte tenu de la probabilité de chaque état de fonctionnement. Il permettra l'analyse de fiabilité. Puisque la physique n'est pas modélisée, une table de probabilités sera utilisée pour décrire les différents taux de panne.

Le terme «état de fonctionnement» comprend les cas de dysfonctionnements connus et l'état nominal du capteur.

Architecture de simulation

La figure 5.5 représente l'architecture de simulation du radio altimètre. Ce schéma comporte cinq blocs et deux fichiers de spécifications.

- Le bloc 'Scénario' contient la description de
 - la trajectoire de l'avion
 - l'évolution de l'environnement (terrain, obstacle...)
 - la demande de l'état de fonctionnement voulu pour le radio altimètre
- Le bloc 'Trajectoire de l'avion' calcule la trajectoire de l'avion au cours du temps (position, attitude, vitesse) à partir de spécifications (incluses dans le scénario) et des spécifications de la dynamique de vol de l'avion.

Les spécifications de l'avion sont les caractéristiques de la dynamique du vol du pilotage demandé (manuel ou automatique). Les valeurs utilisées sont celles des lois de commandes de vol manuelles ou en pilotage automatique.

- Le bloc 'Environnement' calcule l'évolution au cours du temps de tous les états de l'environnement : conditions météorologiques (visibilité ...) et conditions de terrain (réflectivité du sol).
- Le bloc 'Terrain' calcule l'altitude du sol au-dessous de l'avion au point défini par la position de l'avion (x, y) et à l'aide d'un modèle de terrain spécifié.
- Le bloc 'Radio altimètre' simule le comportement du radio altimètre à partir de son fichier de spécifications. Nous le détaillons ci-après.

Les spécifications dérivent le champ opérationnel du radio altimètre en condition nominale (h, Θ, Φ, V_z, V pas trop élevée, réflectivité pas trop faible, plage de portée, offset). Diverses caractéristiques du radio altimètre peuvent être introduites.

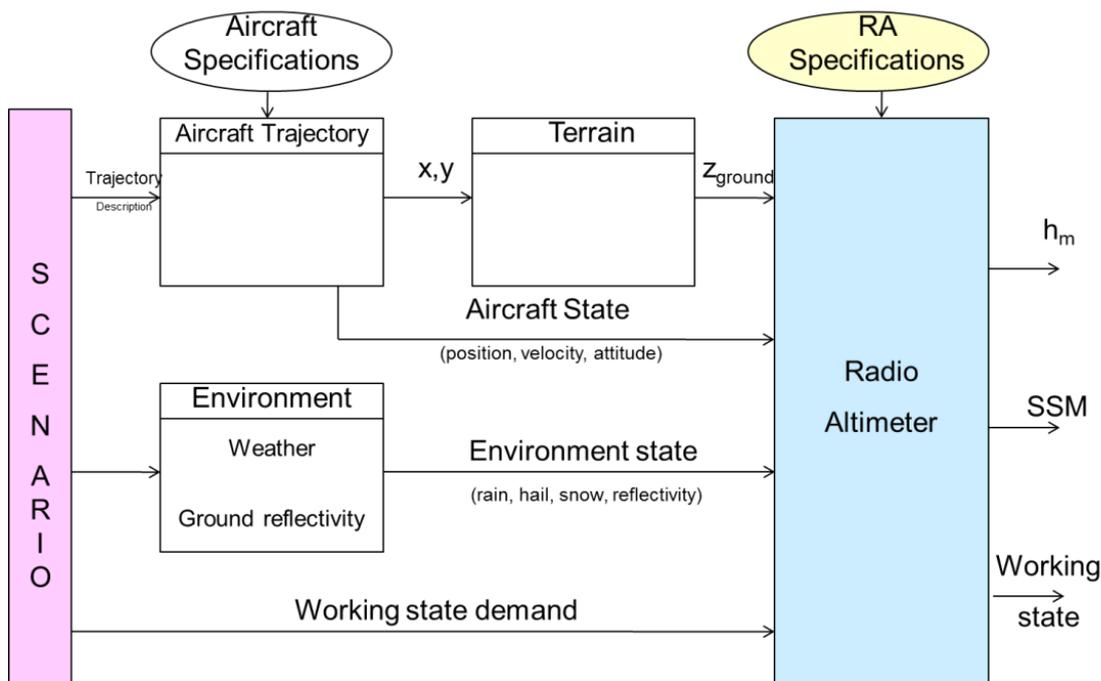


FIGURE 5.5 – Architecture de simulation du radio altimètre

Le modèle du radio altimètre pour la simulation

Le modèle d'architecture de simulation du radio altimètre est décrit par la figure 5.6. On explicite ici ses entrées et ses sorties du point de vue fonctionnel. Le code est basé sur les algorithmes présentés dans la section 'Les faiblesses du radio altimètre actuel'. Il utilise les signatures des modes de fonctionnement.

Nous insistons sur le fait que l'apparition de dysfonctionnements est en réalité très rare. Pour évaluer rapidement les performances des capteurs dans ces conditions, nous les imposons via l'entrée 'demande d'état de fonctionnement'. L'état de fonctionnement peut être : état de fonctionnement nominal, avion survolé, couplage d'antenne... La liste correspond aux cas de fonctionnement cités précédemment, à l'exception du couplage inter-systèmes direct qui n'a pas été représenté.

Les probabilités de chaque état de fonctionnement du radio altimètre sont directement incluses dans le modèle du radio altimètre. Même quand ces probabilités ne sont pas connues,

la simulation pour l'évaluation du gain des performances et de la fiabilité de chaque cas sera toujours possible, mais on ne pourra pas évaluer le gain global en termes de fiabilité (intégrité, disponibilité).

Les autres entrées du bloc 'radio altimètre' sont l'altitude du sol, l'état de l'avion (i.e. les caractéristiques de sa trajectoire : vitesse, altitude, attitude) et l'état de l'environnement (la réflectivité du sol...).

Les sorties du bloc sont la valeur de la hauteur mesurée (h_m) et le statut (SSM) de cette mesure. L'état de fonctionnement est également une sortie du modèle car des variations dans les entrées (altitude du sol, état de l'avion, état de l'environnement) peuvent entraîner des évolutions de l'état de fonctionnement et le faire différer de sa valeur demandée.

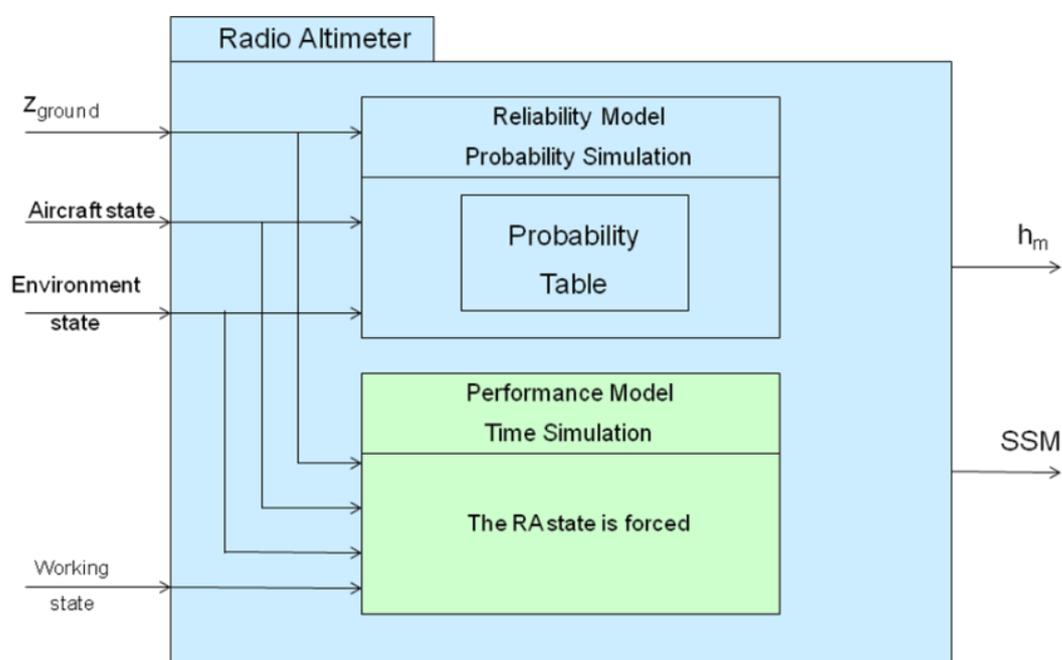


FIGURE 5.6 – Modèle du radio altimètre pour la simulation

Exemple de résultats de simulation du radio altimètre

La figure 5.7 illustre la réponse à des demandes de mode de fonctionnement du radio altimètre : nominal, panne hardware, couplage direct, dégradation du gain, mesure figée, réflexion sur le train. On a tracé le mode demandé, l'erreur de mesure, le statut et la hauteur mesurée donnés par le radio altimètre.

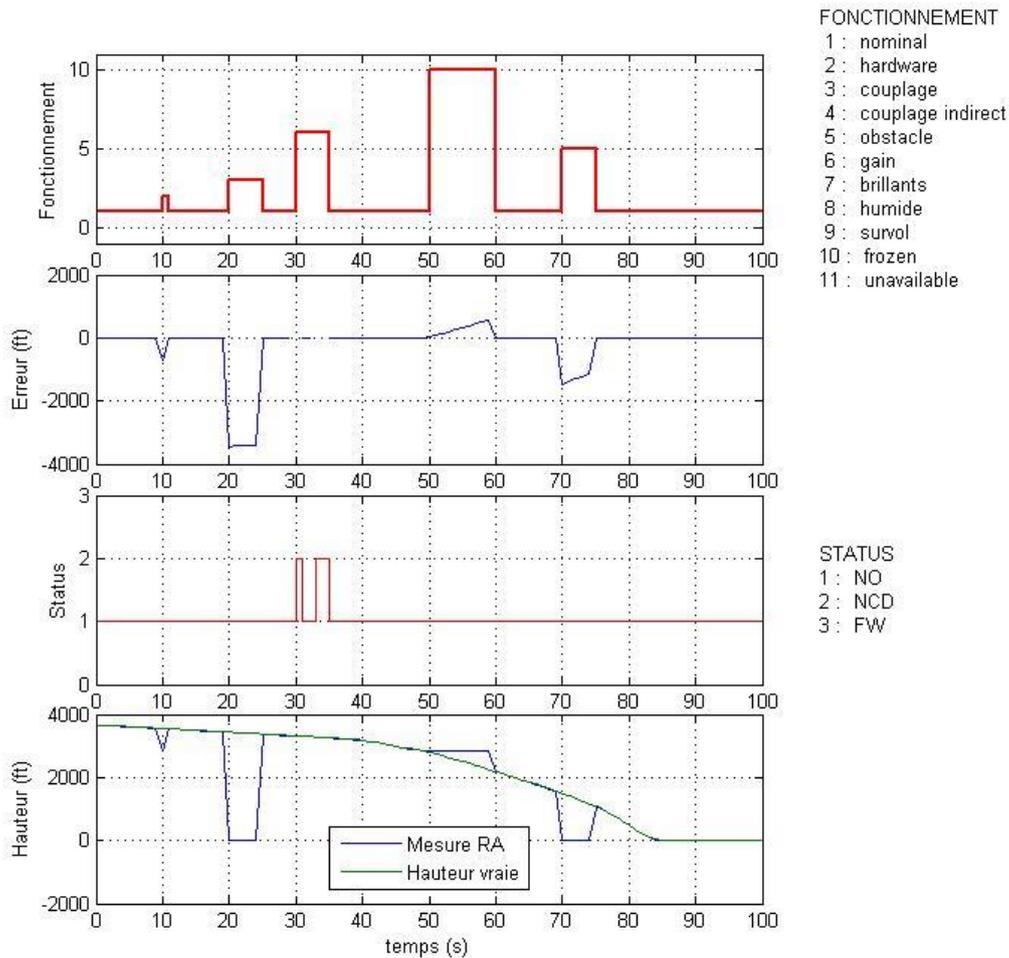


FIGURE 5.7 – Exemple de résultats de simulation du radio altimètre

On notera que le modèle de précision utilisé pour simuler les données correspond aux exigences de précision demandées par Airbus. En réalité, les fournisseurs obtiennent de meilleures précisions mais leurs modèles ne sont pas disponibles.

5.1.5 Modèle du radio altimètre pour le filtrage

Le processus de filtrage a besoin d'un modèle des observations pour chaque mode de fonctionnement possible. Nous notons

- s_t^{RA} la chaîne de Markov discrète qui représente ces différentes situations
- μ_t^{RA} la mesure donnée par le radio altimètre
- x_t l'état continu du système.

Les modes de fonctionnement représentés ici sont liés aux symptômes des pannes plus qu'à leur cause supposée. Nous avons représenté cinq modes de fonctionnement relativement génériques : nominal, biaisé, réflexion sur le train (mesure de 25ft), couplage intra-système (mesure de -6ft), mesure figée.

Nominal ($s_t^{RA=1}$). Le radio altimètre délivre la vraie hauteur plus du bruit.

$$\mu_t^{RA} = (z_t^a - z_t^s) + \varepsilon_t^{RA}$$

où ε_t^{RA} est un bruit blanc gaussien qui représente l'erreur de mesure en fonctionnement nominal. On a alors :

$$p(\mu_t^{RA}|x_t, s_t^{RA} = 1) = \Gamma(\mu_t^{RA} - (z_t^a - z_t^s), R^{RA})$$

où R^{RA} est la variance de l'erreur du capteur.

Biaisé ($s_t^{RA}=2$). Le radio altimètre délivre la vraie hauteur plus un biais quasi-constant. Par conséquent on doit ajouter un état continu b_t^{RA} qui représente le biais.

$$\begin{aligned} b_t^{RA} &= b_{t-1}^{RA} + \varepsilon_t^{bRA} \\ \mu_t^{RA} &= (z_t^a - z_t^s) + b_t^{RA} + \varepsilon_t^{RA} \end{aligned}$$

Quand le biais apparaît, $s_t^{RA} = 2$ et $s_{t-1}^{RA} = 1$, on prend

$$p(b_t^{RA}|s_t^{RA} = 2, s_{t-1}^{RA} = 1) = \Gamma(b_t^{RA} - m_0^{RA}, (\sigma_0^{RA})^2)$$

où $(m_0^{RA}, \sigma_0^{RA})$ représente la densité de probabilité a priori du biais au moment de son apparition. Notre code utilise les valeurs $m_0^{RA} = 0$ et $\sigma_0^{RA} = h_{max} - h_{min}$.

Quand le biais est établi, on prend

$$p(b_t^{RA}|b_{t-1}^{RA}, s_{t-1}^{RA} = 2, s_t^{RA} = 2,) = \Gamma(b_t^{RA} - b_{t-1}^{RA}, (\sigma_d^{RA})^2)$$

où σ_d^{RA} modélise la dérive du biais.

La densité de probabilité de la mesure s'écrit :

$$p(\mu_t^{RA}|x_t, s_t^{RA} = 2) = \Gamma(\mu_t^{RA} - (z_t^a - z_t^s) - b_t^{RA}, R^{RA})$$

Réflexion sur le train d'atterrissage ($s_t^{RA} = 3$). Le radio altimètre mesure la distance h^{refl} entre l'antenne et le train d'atterrissage. On écrit

$$\mu_t^{RA} = h^{refl} + \varepsilon_t^{RA}$$

et la densité de probabilité de la mesure est

$$p(\mu_t^{RA}|x_t, s_t^{RA} = 3) = \Gamma(\mu_t^{RA} - h^{refl}, R^{RA})$$

Couplage intra-système ($s_t^{RA} = 4$). Le radio altimètre mesure la distance h^{CIA} entre l'antenne d'émission et l'antenne de réception. h^{CIA} a été pris égal à -6ft dans notre simulation. On pose

$$\mu_t^{RA} = h^{CIA} + \varepsilon_t^{RA}$$

et la densité de probabilité de la mesure est

$$p(\mu_t^{RA}|x_t, s_t^{RA} = 4) = \Gamma(\mu_t^{RA} - h^{CIA}, R^{RA})$$

Mesure figée ($s_t^{RA} = 5$). La sortie du radio altimètre reste égale à la valeur précédente mesurée.

Un état continu a été ajouté : m_t^{RA} qui modélise la mémorisation de la mesure du radio altimètre. En situation nominale, la dynamique est écrite par :

$$\begin{aligned} m_t^{RA} &= (z_t^a - z_t^s) \\ \mu_t^{RA} &= (z_t^a - z_t^s) + \varepsilon_t^{RA} \end{aligned}$$

et la densité de probabilité de la mesure est :

$$p(\mu_t^{RA} | x_t, s_t^{RA} = 1) = \Gamma(\mu_t^{RA} - (z_t^a - z_t^s), R^{RA})$$

Quand la mesure se fige, on écrit

$$\begin{aligned} m_t^{RA} &= m_{t-1}^{RA} \\ \mu_t^{RA} &= m_t^{RA} + \varepsilon_t^{RA} \end{aligned}$$

et la densité de probabilité de la mesure est :

$$p(\mu_t^{RA} | x_t, s_t^{RA} = 1) = \Gamma(\mu_t^{RA} - m_t^{RA}, R^{RA})$$

On notera que, dans ce modèle, la valeur mémorisée n'est pas exactement la valeur mesurée mais la hauteur non bruitée. Cette simplification évite d'avoir à gérer des bruits d'état et de mesure corrélés. Pour compenser l'erreur d'approximation, la mesure en mode figé est prise égale à la valeur mémorisée augmentée d'un bruit d'amplitude équivalente à celle du bruit de mesure.

5.1.6 Conclusion

Le radio altimètre est la référence pour notre étude. Il mesure l'une des hauteurs d'intérêt : la hauteur entre l'avion et le sol. C'est notre référence car c'est le système existant utilisé aujourd'hui.

Le modèle de simulation que nous avons développé permettra d'évaluer les diverses solutions envisagées au problème de l'altimétrie relative, et de les comparer aux systèmes existants. Une caractéristique importante du simulateur est de permettre la reproduction d'un ensemble de dysfonctionnements constatés en service ou imaginés.

Le modèle du radio altimètre dédié au filtrage que nous avons développé comporte une représentation des principaux symptômes de défaillance : apparition d'un biais, mesure fixée à une valeur particulière (distance au train ou distance entre antennes), mesure figée. Il permettra de fusionner les mesures des radio altimètres entre elles ou avec celles d'autres capteurs, ainsi qu'avec un modèle d'évolution de l'environnement.

5.2 Les systèmes de positionnement par satellites

5.2.1 Principe

Les GNSS

Le terme GNSS (*Global Navigation Satellite System*) est le terme général pour parler des systèmes de positionnement par satellites. Ce terme englobe les GPS (*Global Positioning System*), les GPS augmentés SBAS, les GPS augmentés GBAS, les GPS bi-fréquences, les GPS bifréquences augmentés SBAS, les GPS bifréquences augmentés avec les GBAS, GALILEO, les GPS bifréquences utilisant GALILEO, les GPS bifréquences utilisant GALILEO augmentés SBAS.

Nous considérons aussi les GPIRS (hybridation entre les GNSS et les centrales inertielles (INS)) comme des GNSS.

Principes de mesure et référentiels

Les GPS (*Global positioning system*) fournissent des positions fiables dans toutes les conditions météorologiques, tout le temps et partout sur Terre et proche du sol à partir du moment où au moins quatre satellites GPS sont visibles.

Signal transmis

Un récepteur GPS calcule sa position à l'aide des temps de parcours des signaux envoyés par différents satellites GPS. Chaque satellite transmet continuellement des messages qui contiennent :

- l'heure à laquelle le message a été envoyé
- une information précise sur son orbite
- des informations sur la santé générale du système et des informations sur les orbites approximatives de tous les satellites GPS.

Le récepteur utilise les messages reçus pour déterminer le temps de trajet de chaque message, et calcule ainsi les distances par rapport à chaque satellite. L'observation de trois satellites pourrait sembler suffisant pour déterminer la position, puisque l'espace est à trois dimensions et qu'on peut supposer que la position est proche de la surface de la Terre. Cependant, l'horloge du récepteur n'est pas synchronisée avec celles des satellites. Par conséquent, un récepteur nécessite quatre satellites ou plus pour estimer la position et le décalage entre les horloges des satellites et l'horloge du récepteur.

Altitude mesurée

L'altitude h donnée par le GPS est une hauteur par rapport à une surface imaginaire qui est une ellipsoïde qui approxime la surface de la Terre. Depuis 1984, cette référence est l'ellipsoïde WGS84. Les anciens GPS ne donnent que la hauteur par rapport à cette ellipsoïde.

L'altitude traditionnelle H d'un point au dessus de la Terre est la hauteur par rapport au géoïde. On l'appelle la hauteur orthométrique. Le géoïde est une représentation de la surface terrestre plus précise que l'approximation sphérique ou ellipsoïdale. Il correspond à une équipotentielle du champ de gravité terrestre, choisie de manière à coller au plus près à la surface réelle de la Terre (Niveau moyen de la mer).

Les ondulations N du géoïde et les deux hauteurs mentionnées précédemment satisfont la relation $H = h + N$, comme illustré sur la figure ci-après.

Le maximum de distance entre le géoïde et l'ellipsoïde est de l'ordre de 100m. Des variations d'une dizaine de mètres sont souvent observées. En effet, les statistiques suivantes sont données : moyenne = -0.57 mètres, écart type = 30,56 mètres, minimum = -106.99 mètres,

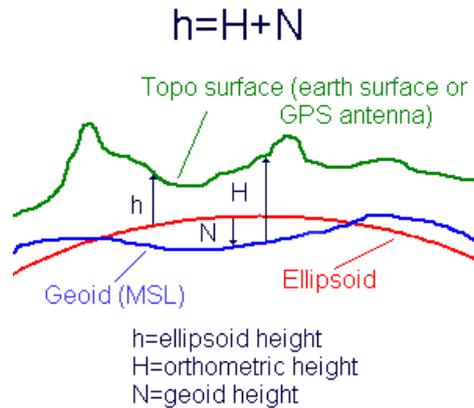


FIGURE 5.8 – Hauteur GPS

maximum = 85.39 mètres. Ces écarts indiquent les différences typiques entre le géoïde et la référence ellipsoïde.

Ainsi, chaque fois que la hauteur par rapport à la surface topographique est donnée, une compensation assez précise des ondulations du géoïde est nécessaire.

Les nouveaux GPS donnent la hauteur orthométrique qui est le résultat de calculs qui utilisent les coordonnées géographiques comme entrées pour un modèle d'élevation numérique (DEM) : $H_{est} = h + N_{est}(x, y, h)$. De tels DEM sont basés sur des modèles de champ de gravité de la Terre (EGM).

Un contrôleur d'intégrité autonome du récepteur (RAIM) est une technologie développée pour évaluer l'intégrité des signaux GPS dans un système de réception GPS. Il a une importance particulière pour l'utilisation du GPS pour des applications critiques pour la sécurité.

Le RAIM détecte les défauts à l'aide des redondances des pseudo-distances du GPS. Autrement dit, lorsque plus de satellites sont disponibles que nécessaire pour produire une estimation de position, les pseudo-distances supplémentaires doivent être cohérentes avec la position calculée. Une pseudo-distance qui diffère de manière significative de la valeur attendue peut indiquer une défaillance du satellite associé ou un autre problème d'intégrité du signal. Le RAIM habituel utilise seulement la détection de défaut, mais les nouveaux récepteurs GPS intègrent la détection des défauts et leur exclusion, ce qui leur permet de continuer à fonctionner en présence d'une erreur GPS.

Présentation des principaux GNSS

Les principaux GNSS sont présentés dans [21] et détaillés dans [22]

GPS à fréquence unique

Les données de navigation diffusées par la constellation GPS contiennent le temps GPS, des corrections de propagation, les éphémérides et les almanachs des satellites et l'intégrité des satellites. Le récepteur GPS détermine la position de l'avion (en trois dimensions), sa vitesse et le temps. Cette source est déjà disponible sur les avions Airbus.

les GPS augmentés SBAS

Le SBAS est un système de renforcement à base de satellites géostationnaires, de récepteurs SBAS à bord et d'installations au sol. Les installations au sol comprennent des stations terriennes au sol, des stations de référence et la station maître, où le réseau de communi-

tion au sol fournit les liens entre les stations. Chaque station de référence comprend plusieurs récepteurs GNSS qui suivent les satellites en vue, mesurent les pseudo-distances aux satellites, et transmettent ces observations à la station maître. La station maître vérifie l'intégrité des signaux des satellites, calcule une série de corrections, résume le statut des données aux autres systèmes, et diffuse les résultats de traitement à l'utilisateur à l'aide de liaisons satellitaires géosynchrones. Cette augmentation permet d'améliorer la précision et l'intégrité. Cette source va être disponible sur l'A350XWB et elle est à l'étude pour être disponible sur d'autres porteurs Airbus (A320 / A340 / A380).

GPS augmentés GBAS

Le GBAS est une technologie de navigation par satellite constituée de trois segments : l'espace, le système sol et le système embarqué. Le GBAS utilise la constellation GPS. Le segment sol GBAS comprend des récepteurs de référence situés à des endroits bien connus et une station au sol. La station au sol GBAS calcule les estimations des corrections des pseudo-distances de chaque signal satellite reçu par les récepteurs de référence, mesure l'intégrité et la disponibilité des signaux et rediffuse ces informations à l'utilisateur. Le système embarqué reçoit, décode les corrections des pseudo-distances et corrige ainsi les pseudo-distances des satellites en vue. Cette augmentation à l'aide de systèmes au sol permet d'améliorer la précision et l'intégrité. La position GPS GBAS est déjà calculée par les MMR installés sur les avions Airbus, mais n'est pas utilisée.

Les GPS bi-fréquences

L'utilisation d'un GPS bi-fréquence (utilisant les fréquences L1 et L2) permet d'améliorer considérablement la précision. Le principal contributeur à l'erreur GPS est la perturbation du signal dans l'ionosphère. Le système GPS bi-fréquence est capable de détecter et de corriger ces erreurs. Ces systèmes GPS devraient être disponibles à partir de 2019 pour une utilisation aéronautique.

GALILEO

GALILEO est le système GNSS européen. C'est un système de navigation bi-fréquence qui utilise les satellites de la constellation Galileo (indépendante de la constellation GPS). Comme le système GPS bi-fréquence, GALILEO est capable de détecter et de corriger les erreurs ionosphériques. Ce système devrait être disponible à partir de 2020 pour une utilisation aéronautique.

Les GPIRS

L'hybridation avec des données inertielles permet d'améliorer l'intégrité, la disponibilité et la continuité des systèmes GNSS. L'hybridation est basée sur les performances complémentaires des mesures de l'IRS (centrale inertielle) et des données des GNSS et elle utilise un couplage étroit entre ces 2 systèmes. L'hybridation entre le GPS (mono-fréquence) et l'IRS est déjà disponible à bord des avions Airbus.

5.2.2 Performances

Conditions de disponibilité de la mesure du GNSS

Pour obtenir une mesure du GNSS, la seule exigence est que quatre satellites soient visibles par le récepteur GPS. Dans des conditions de vol nominales, c'est toujours le cas. Il n'y a pas de restrictions concernant les phases de vol.

Précision

La précision de mesure du GNSS dépend des données fournies par au moins quatre satellites GPS. La géométrie des satellites utilisés peut avoir un impact important sur la précision de la mesure PVT (position, vitesse, temps) donnée le GNSS. L'indicateur utilisé pour mesurer cet impact est la dilution de précision (DOP), qui fait un lien entre la géométrie des satellites utilisés et la précision de la PVT. Plus la DOP est grande, plus la qualité des estimations de position est mauvaise.

Avec la plupart des récepteurs GPS faibles coûts, l'erreur horizontale est spécifiée à ± 15 mètres (50 pieds) 95% du temps. En général, l'erreur en altitude est spécifiée à environ 1,5 fois la spécification en erreur horizontale. Cela signifie que l'utilisateur d'un récepteur GPS grand public devrait envisager une erreur verticale de ± 23 mètres (75ft) avec une DOP de 1 à 95%.

L'erreur d'altitude est toujours bien pire que l'erreur horizontale. La raison est purement géométrique. Si l'on considère seulement quatre satellites, la configuration «optimale» pour une meilleure précision globale est d'avoir les quatre satellites entre 40 et 55 degrés au-dessus de l'horizon. L'arrangement "optimal" pour la position verticale est un satellite au dessus du récepteur et les autres à l'horizon écartés de 120 degrés en azimut les uns des autres. C'est une configuration extrêmement rare.

En général, l'erreur horizontale théorique (95%) est estimée à 15 m (50 pieds) avec HDOP = 1.5 et l'erreur verticale théorique est estimée à 21m (69ft) avec VDOP = 3. L'erreur GPS augmente lorsque la vitesse verticale augmente. C'est pourquoi, les erreurs maximales apparaissent pendant le décollage et l'atterrissage. Par ailleurs, le GPS fournit des données de vitesse (grâce à la mesure de la fréquence Doppler) avec une erreur estimée à 40ft/min sur l'axe vertical.

Disponibilité

La disponibilité des systèmes GNSS est de $10^{-3}/FH$.

Intégrité

L'intégrité est de $10^{-7}/FH$. Cette valeur couvre tous les types de défaillance du signal des satellites, y compris les anomalies ionosphériques telles que les tempêtes ionosphériques.

Performances verticales des GNSS

Les performances verticales des futurs GNSS sont indiquées dans le tableau 5.9. Ces données ont été obtenues par des consultants (SII) et elles correspondent aux résultats d'étude de Thalès, [23] et [24].

Techno	Techno availability	accuracy			integrity risk /fh	availability /fh
		Thales Alenia Space simulation (95%)	Thales Avionics simulation (95%)	Thales Avionics recording		
GPS	Currently available everywhere	Worst : 50 m Average : 35 m	15 m	5 m	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS + SBAS	Currently available on SBAS area only	Worst : 41.30 m** Average : 10.77 m	4 m	2 m	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS + GBAS	Currently available only near the equipped Airports	Not covered	1.5 m	2.5 m	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS bi-freq	2019, available everywhere	Worst : 6.6 m Average : 5.6m	Not covered	Not covered	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
Galileo	2020, available everywhere	Worst : 3.14 m Average : 2.73 m	Not covered	Not covered	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS bi-freq + Galileo	2020, available everywhere	Worst : 3.20 m Average : 2.64 m	Not covered	Not covered	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS bi-freq + SBAS (EGNOS)	2019, available on ECAC area only	Worst : 5.72 m Average : 4.31 m	Not covered	Not covered	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)
GPS bi-freq + Galileo + SBAS (EGNOS)	2020, available on ECAC area only	Worst : 2.91 m Average : 2.38 m	Not covered	Not covered	10-7*	TBD simulation needed (protection level to be defined)

FIGURE 5.9 – Performances verticales des GNSS

* : Les niveaux de protection actuels sont calculés avec cette valeur d'intégrité.

** : Cette valeur est dégradée par la précision limite d'EGNOS. Dans ces zones, le GPS seul devrait fournir une meilleure précision.

Probabilité de pannes des systèmes GNSS embarqués

La probabilité de perte des données est : $2,810^{-5}$ / FH. La probabilité d'une transmission de données erronée est : $3,710^{-8}$ / FH.

Performances des GPIRS

La fusion des données de capteurs existe déjà pour améliorer l'intégrité et la disponibilité de l'altitude ou de la hauteur. La donnée GPIRS est une altitude hybridée obtenue par filtrage de Kalman des données GPS et IRS. Cette hybridation est utilisée pour la navigation en mode primaire (sans panne). En comparaison avec le GPS, la précision à 95% est équivalente mais la précision pendant le décollage et l'atterrissage est meilleure. L'erreur maximale est moins importante. En outre, la disponibilité et l'intégrité sont largement améliorées.

La précision verticale actuelle du GPIRS demandée au fournisseur est de 150 ft à 95% avec un HDOP de 1,5 et une VDOP de 2,0. Cette performance est atteinte avec le système GPS actuel. Il n'y a pas de données disponibles pour les performances d'une mesure hybride obtenue avec les autres sources de GNSS.

La probabilité de perte des données est inférieure à 10^{-9} / FH.

La probabilité d'une transmission de données erronées est inférieure à 10^{-9} / FH.

Ces performances sont requises pour la fonction Commande de vol.

5.2.3 Utilisation du GNSS

Deux types d'utilisation ont été envisagés : en mode relatif et couplé avec une base de données de terrain. Dans la suite de notre travail, seul le deuxième type d'utilisation a été testé.

GNSS en mode relatif au décollage

Connaissant l'altitude GNSS (A_{GPS}) du point de départ et l'altitude GNSS de l'avion pendant le décollage et sachant que la piste a une inclinaison maximale de 2%, une hauteur approximative (h) au nadir peut être estimée.



FIGURE 5.10 – Le GNSS en mode relatif au décollage

En utilisant une base de données de terrain

Pour obtenir la hauteur relative de l'avion en utilisant l'un des dispositifs déjà à bord (autres que les radio-altimètres), une carte du terrain est nécessaire. Connaissant l'altitude de l'avion par le GNSS et l'altitude du terrain survolé, la hauteur de l'avion peut être aisément déduite par simple différence. Pour utiliser cette technique, la granularité des cellules de la base de données de terrain doit être petite et un bon niveau d'intégrité est nécessaire (ce n'est pas le cas aujourd'hui avec la base de données de terrain de surveillance embarquée sur les avions Airbus hormis à proximité des aéroports). Un dysfonctionnement possible pourrait être la conséquence d'un mauvais choix de la cellule de la base de terrain suite à une erreur GPS. La précision, l'intégrité et la disponibilité de cette solution dépendent donc directement de la qualité de la base de données de terrain.

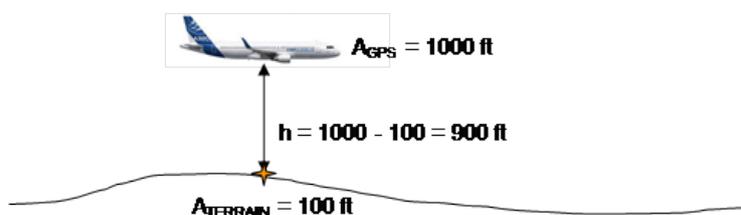


FIGURE 5.11 – GNSS et base de données de terrain

5.2.4 Les faiblesses du GPS actuel

Ce paragraphe est un résumé des mauvais comportements présentés dans [25] et [26]. La cause, les caractéristiques et les impacts des modes de défaillance des GNSS sont présentés en détail dans l'annexe B du document [25].

Les vulnérabilités du GPS peuvent être classées en trois catégories différentes :

- liées au système (y compris les signaux et les récepteurs)

- liées au canal de propagation (atmosphérique et multi-trajets)
- liées aux interférences (accidentelles ou intentionnelles).

Les vulnérabilités du système de réception

Chaque segment GPS (sol, espace et utilisateur) a ses propres vulnérabilités. Le segment sol permet d'obtenir la référence de temps du système, de contrôler les satellites, de mettre à jour les données de navigation et de contrôler les signaux diffusés sur tout le globe. Le satellite s'occupe de générer les signaux d'horloge, de gérer les amplificateurs et les antennes pour diffuser les signaux modulés avec les données de navigation.

Ces deux segments sont conçus pour être résistants à des attaques militaires mais ils ont quand même des vulnérabilités :

- Risque de pénurie des satellites GPS due à de potentielles pannes simultanées sur de vieux satellites.
- Mise à jour avec de mauvaises données de navigation (prédiction d'horloge et prédiction précise des orbites)
- Saut ou dérive de l'heure précise donnée par l'horloge atomique du satellite
- Erreur dans le processus de génération ou de modulation du signal dans le satellite
- Interruption du service ou perte de satellite due à l'environnement orbital (ex : des tempêtes solaires peuvent détériorer temporairement des satellites ou réduire leur temps de vie)
- Attaque du segment sol (ex : attaque terroriste)

Les vulnérabilités du canal de propagation

Les signaux GPS doivent passer à travers l'atmosphère, ce qui peut provoquer des effets néfastes sur le signal. La région ionisée au dessus de l'atmosphère appelée ionosphère peut provoquer des perturbations sur les signaux GNSS. Lorsqu'elles ne sont pas corrigées, elles peuvent introduire des erreurs importantes de positionnement.

Les vulnérabilités atmosphériques comprennent :

- Les variations du nombre total d'électrons dans l'ionosphère (les effets du soleil)
- Les variations rapides de contenu électronique en raison des éruptions solaires ou des éjections de masse coronale
- Scintillation dans l'ionosphère (se produit principalement sur l'équateur et à proximité des pôles)
- Une super-tempête solaire pourrait survenir avec un impact majeur et durable sur les infrastructures électroniques présents dans l'espace et sur terre.
- Modification délibérée de l'ionosphère (ex : explosion nucléaire)

Le signal GPS est également sensible aux multi-trajets induits par des réflexions sur des éléments de l'environnement. Cependant, en aéronautique, il est généralement convenu que ces effets perturbateurs n'ont pas d'impact sur la localisation de l'avion, hors des phases de roulage sur les aéroports.

Les interférences

Des interférences accidentelles (ex : couplage d'antennes) ou des interférences délibérées (ex : action terroriste) pourraient affecter les données GPS. Il peut s'agir de brouillage du signal ou de modification des données du signal.

Les effets sur les mesures

Pour notre étude, nous avons besoin de connaître les effets de ces sensibilités sur les mesures données par le système GNSS.

Dans notre contexte (GNSS embarqué sur un avion et étude des pannes du capteur), on peut considérer que les pannes GNSS correspondent à une dégradation de la précision nominale (due à la perte d'un satellite par exemple) ou à une perte totale du signal. On suppose que la plupart des erreurs possibles sont détectées et corrigées par le RAIM ou par les algorithmes de mesure utilisés dans les récepteurs GNSS utilisés par Airbus.

5.2.5 Modèle de simulation

Simulateur disponible à Airbus

Un simulateur disponible dans le département EYAN d'Airbus a été développé au cours du doctorat de Pierre NERI, dirigé par Laurent AZOULAI. Il permet d'être plus représentatif des erreurs du système GPS (troposphère, ionosphère, horloges ...) pendant les phases de vol de l'approche. Ces erreurs sont incluses dans la spécification de la précision des systèmes GPS. Ce simulateur fournit des mesures de pseudo-distance.

Néanmoins cet outil ne permet pas de simuler les cas de pannes qui nous intéressent. C'est la raison pour laquelle il n'a pas été utilisé dans notre projet.

Notre simulateur

Le modèle que nous avons développé permet de simuler trois états de fonctionnement : nominal, perte d'un satellite et perte totale du signal.

Pour simplifier le simulateur, nous considérons que les sorties des GNSS sont le déplacement horizontal le long de la trajectoire de l'avion (abscisse curviligne, notée XY) et l'altitude de l'avion (notée Z). Nous considérons que la précision du déplacement curviligne est égale à la précision de la position horizontale.

Le simulateur permet d'ajouter des erreurs et des bruits sur les données de position délivrées par le GNSS ou de rendre indisponible ces données en fonction de l'état de fonctionnement choisi (nominal avec une bonne constellation, nominal avec une mauvaise constellation, indisponibilité).

Les erreurs de mesure sont supposées être des bruits blancs, avec une variance plus importante dans le cas d'une perte d'un satellite.

Les probabilités d'occurrence a priori de ces trois cas ne sont pas disponibles.

État nominal

Nous supposons que le récepteur GNSS donne l'altitude réelle de l'avion additionnée d'erreurs gaussiennes indépendantes, non corrélées dans le temps. La précision à 2σ est la suivante :

GPS (ft)	plan horizontal	altitude
Précision (m)	15	21

Perte d'un satellite

On suppose que la perte d'un satellite a pour effet la dégradation de la précision de la mesure donnée par le GNSS :

GPS (ft)	plan horizontal	altitude
Précision (m)	25	40

Perte totale du signal

En cas de perte totale du signal, le GNSS ne délivre pas de mesure.

Architecture de simulation

L'architecture de simulation décrite sur la figure 5.12 comporte trois blocs :

- le scénario qui fournit la demande de fonctionnement au GPS et spécifie la trajectoire avion,*
- le bloc avion qui génère la position avion à partir des spécifications de trajectoire,*
- le bloc GPS qui évalue la valeur de la mesure de position.*

Notre logiciel n'utilise pas pour l'instant la mesure de vitesse qui a donc été exclue du simulateur.

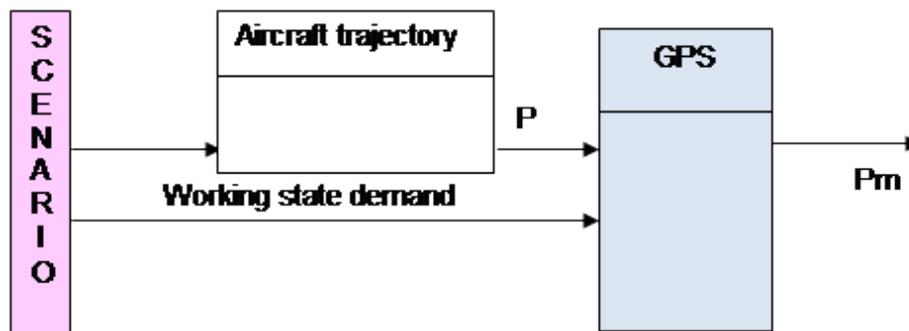


FIGURE 5.12 – Architecture de simulation du GNSS

Exemple de résultats de simulation d'un GNSS

La figure 5.13 présente le résultat d'une simulation d'atterrissage. Z_{avion} , Y_{avion} et X_{avion} décrivent la vraie position de l'avion. Z_{gps} et XY_{gps} sont l'altitude de l'avion et le déplacement de l'avion mesurés par le GPS. L'unité des données est le mètre. Entre $t = 30s$ et $t = 35s$, nous testons une panne équivalente à une perte d'un satellite, puis entre $t = 70s$ et $t = 75s$, nous testons une perte totale du signal GPS.

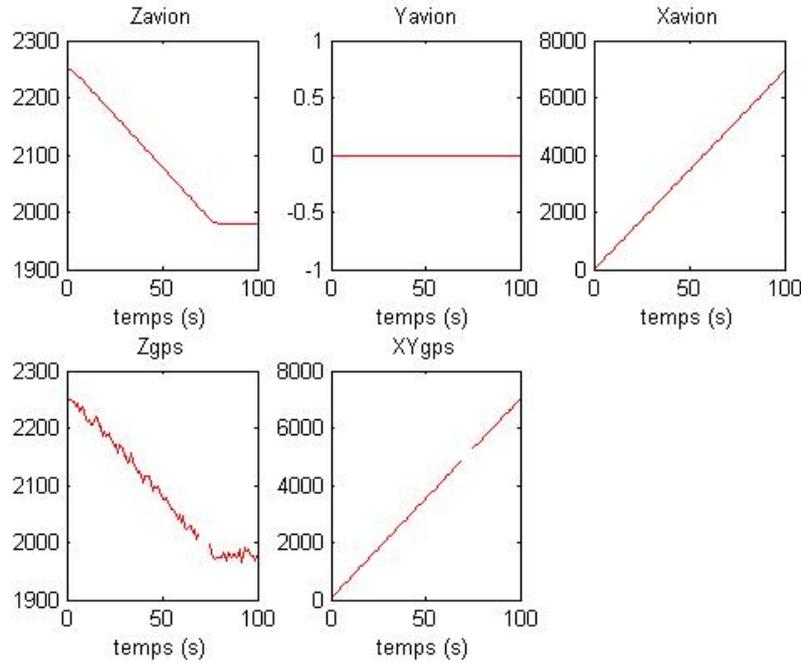


FIGURE 5.13 – Simulation du comportement d'un GPS

La figure 5.14 présente le résultat d'une simulation d'un vol à altitude constante. Comme précédemment, l'unité des données est le mètre. Entre $t = 10s$ et $t = 14s$, nous testons une perte totale du signal GPS. Entre $t = 15s$ et $t = 59s$, le GPS est en mode nominal. Entre $t = 60s$ et $t = 100s$, nous testons une panne équivalente à une perte d'un satellite. On observe alors la dégradation de la précision de la mesure de l'altitude.

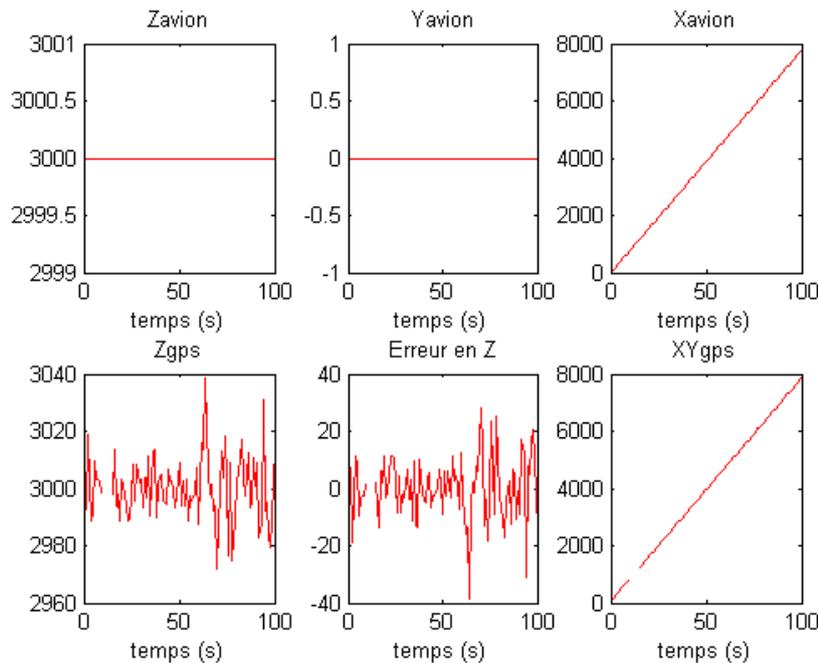


FIGURE 5.14 – Simulation du comportement d'un GPS

5.2.6 Modèle du GNSS pour le filtrage

Comme il est admis que les effets des multi-trajets n'affectent pas les récepteurs GPS dans notre contexte d'utilisation (en vol ou roulage sur la piste), le GNSS peut être considéré comme un capteur qui fournit les coordonnées 3D de l'avion (latitude, longitude et altitude), plus un bruit blanc gaussien. Nous considérons que le GNSS donne l'altitude (z) et le déplacement selon la trajectoire de l'avion (xy). La mesure est donc décrite par :

$$p(\mu_t^{GNSS} | x_t, s_t^{GNSS}) = \Gamma(\mu_t^{GNSS} - \begin{bmatrix} xy_t^a \\ z_t^a \end{bmatrix}, R_t^{GNSS}(s_t^{GNSS}))$$

avec

$$R_t^{GNSS}(s_t^{GNSS}) = \begin{bmatrix} (\sigma_t^{xy})^2 & 0 \\ 0 & (\sigma_t^z)^2 \end{bmatrix}$$

Les écart-types correspondent aux précisions indiquées dans les tables précédentes et sont fonction du mode de fonctionnement (nominal : $s_t^{GNSS} = 1$, dégradé $s_t^{GNSS} = 2$).

5.2.7 Conclusion

Les systèmes GNSS sont de plus en plus performants et pourraient être très utiles en altimétrie relative. Notre simulateur représente très grossièrement le comportement des mesures fournies. La mesure de vitesse n'est pas considérée. La position horizontale est seulement représentée par l'abscisse curviligne. Malgré ces simplifications, ce modèle permet une première validation des algorithmes de fusion.

5.3 Les bases de données de terrain

5.3.1 Principe

Les bases de données de terrain sont un ensemble de points avec leurs informations de latitude, de longitude et d'altitude. On y associe une méthode d'interpolation propre à chaque base de données afin d'obtenir des informations pour tous les points terrestres de la zone couverte par la base de données. Dans notre contexte, l'exploitation d'une base de donnée terrain revient à considérer une contrainte présente entre ses trois composantes.

5.3.2 Performances

Performances : précision et disponibilité

Les données de terrain et d'obstacles seront disponibles numériquement pour différentes applications en 2015 [27]. Les ensembles de données seront produites pour répondre aux différentes exigences de qualité. Les différentes phases du vol sont décrites sur les principaux domaines suivants : - Territoire alentours / En route (zone 1) - Entourage (TMA ou 45km) d'un aérodrome (Zone 2d) - Zone de dégagement (zone 2c, à environ 10 km.) - Approche / Départ (zone 2b) - Approche de précision (zone 4) - Les aires de mouvement sur l'Aérodrome (zone 2a et 3)

La représentation schématique d'un aérodrome ci-dessous montre les différentes zones :

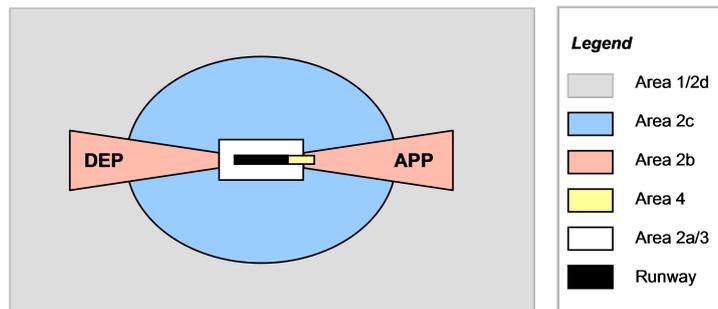


FIGURE 5.15 – Les zones autour d'un aéroport

Les exigences de qualité des bases de données de terrain énumérées ci-après sont tirées de [22] qui renvoie à l'annexe de l'OACI 15.

Table A8-1. Terrain data numerical requirements

	Area 1	Area 2	Area 3	Area 4
Post spacing	3 arc seconds (approx. 90 m)	1 arc second (approx. 30 m)	0.6 arc seconds (approx. 20 m)	0.3 arc seconds (approx. 9 m)
Vertical accuracy	30 m	3 m	0.5 m	1 m
Vertical resolution	1 m	0.1 m	0.01 m	0.1 m
Horizontal accuracy	50 m	5 m	0.5 m	2.5 m
Confidence level	90%	90%	90%	90%
Data classification	routine	essential	essential	essential
Integrity level	1×10^{-3}	1×10^{-5}	1×10^{-5}	1×10^{-5}
Maintenance period	as required	as required	as required	as required

Table A8-2. Obstacle data numerical requirements

	Area 1	Area 2	Area 3	Area 4
Vertical accuracy	30 m	3 m	0.5 m	1 m
Vertical resolution	1 m	0.1 m	0.01 m	0.1 m
Horizontal accuracy	50 m	5 m	0.5 m	2.5 m
Confidence level	90%	90%	90%	90%
Data classification	routine	essential	essential	essential
Integrity level	1×10^{-3}	1×10^{-5}	1×10^{-5}	1×10^{-5}
Maintenance period	as required	as required	as required	as required

Les tableaux suivants donnent les précisions des bases de données existantes.

Data base	coverage	Horizontal Resolution	Horizontal accuracy	Vertical accuracy
SRTM4 (NASA)	lat -56 to +60°	30 m	No available data	15 m (mean), 20 m * (95%)
ASTER (NASA, Japan)	lat -83 to 83°	30 m	No available data	19 m (mean), 25 m (95%)
BN alti (IGN)	France	25 m	No available data	2,5 m
NextMap (InterMap)	USA, West Europa	5 m	No available data	3 m
RTE alti (IGN + InterMap)	France	5 m 1m en 2014	No available data	0,5 m

5.3.3 Les faiblesses des bases de données de terrain actuelles

Deux cas de faiblesses ont déjà été constatées sur les bases de données de terrain :

- les données peuvent ne pas être disponibles sur certains points
- Les données peuvent être erronées en certains points.

Il faut noter que les données erronées dans la base sont très rares et généralement spécifiques à un point isolé de la base de données. Elles résultent généralement d'une erreur de saisie des données.

5.3.4 Modèle de simulation

La création de la base de données du terrain se fonde sur le terrain survolé simulé. La base de données est un tableau contenant le déplacement, l'altitude du sol et la pente du terrain. L'altitude du terrain stockée dans la base de données est l'altitude du sol à laquelle est ajouté un bruit. La valeur de la précision à prendre en considération est un paramètre réglable dans le simulateur. Par exemple, nous avons choisi une précision à 2σ de 30m en altitude, ce qui correspond à une bonne précision pour les bases de données de terrain actuelle.

L'effet de maillage n'a pour l'instant pas été pris en compte dans notre simulateur.

Les modes de fonctionnement possibles de la base de données de terrain sont : les données sont correctes, les données sont erronées et les données sont indisponibles. En cas de données erronées, nous ajoutons un grand bruit sur la valeur des données vraies.

Exemple de résultats de simulation d'une base de données de terrain

La figure 5.16 est un exemple de résultat de la simulation. Nous incluons une donnée erronée dans la base de données du terrain à $t = 20s$.

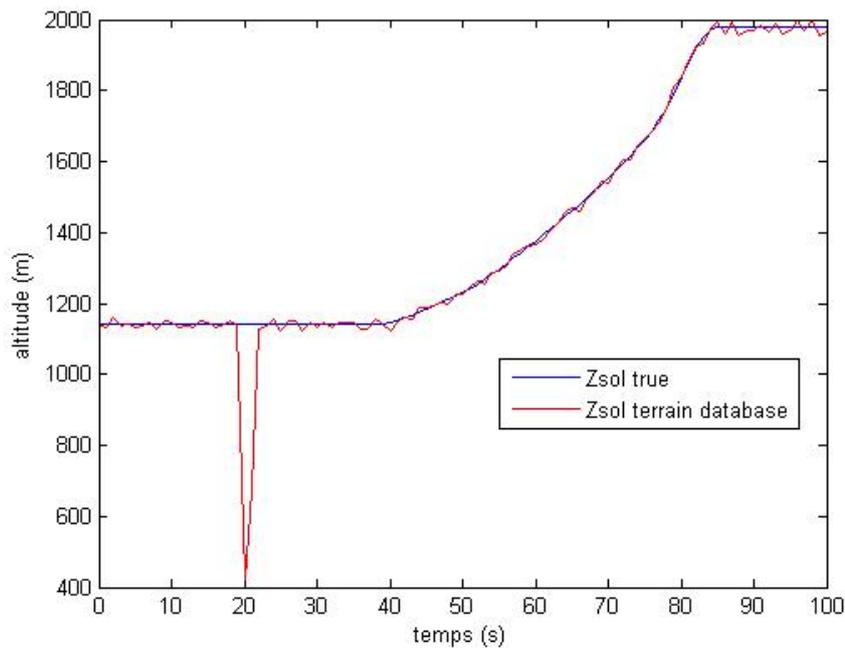


FIGURE 5.16 – Simulation d'une base de données de terrain

5.3.5 Modèle de la base de données de terrain pour le filtrage

Une base de données de terrain est généralement interrogée à partir de la valeur de la position horizontale. Cependant ce fonctionnement est mal adapté à la fusion de données car il introduit une dissymétrie entre le traitement des positions horizontale et verticale. De plus, il ne met pas en évidence la forte corrélation qui existe entre l'altitude vraie et l'altitude donnée par la base.

Dans notre algorithme de fusion, nous considérons que la base de données de terrain est une contrainte entre les coordonnées du sol (xy_t et z_t^s). Nous l'écrivons sous la forme :

$$\begin{aligned} dz_t^{BDT} &= z_t^s - z^{BDT}(xy_t) \\ 0 &= dz_t^{BDT} + \varepsilon_t^{BDT} \end{aligned}$$

Dans ce modèle, la valeur de la mesure est nulle à tous les instants. Elle est fortement corrélée à z^s puisque sa dérivée par rapport à cette grandeur vaut 1.

5.3.6 Conclusion

Les bases de données de terrain à proximité des aéroports sont de plus en plus précises et elles sont très intéressantes pour obtenir la hauteur de l'avion près de l'aéroport. La simulation développée est perfectible car elle ne prend pas en compte pour l'instant ni le maillage, ni le déplacement horizontal complet mais seulement l'abscisse curviligne. Une représentation originale de la base de données sous la forme d'une contrainte permettra de la considérer comme n'importe quel autre mesure par l'algorithme de fusion.

5.4 Le baromètre

Un modèle de simulation du baromètre a été développé et testé. Le modèle développé pour la fusion n'a pas été évalué dans le cadre de notre travail.

5.4.1 Principe

Le baromètre mesure la pression atmosphérique. La pression de l'air diminue lorsque l'altitude augmente. Cette pression est ensuite convertie en une altitude équivalente. Pour une altitude inférieure à 11 kilomètres et une température standard, on a

$$A_s = 145442.156 * \left(1.00 - \left(\frac{P_s}{1013.25} \right)^{0.190263} \right)$$

où A_s l'altitude standard en pieds et P_s est la pression statique en millibars. La pression atmosphérique standard est égale à 1013,25 millibars. L'altitude standard est donnée par rapport à cette référence.

Il existe en fait trois références : standard, QNH et QFE. La différence entre les altitudes QFE ou QNH et l'altitude standard est juste une translation due à un changement de référence. Le QNH utilise l'altitude de l'aérodrome par rapport au niveau de la mer pour donner une altitude de l'avion par rapport au niveau de la mer dans une zone à proximité de l'aérodrome. Dans les conditions ISA (International Standard Atmosphere) de température, l'altimètre permet de lire l'altitude au-dessus du niveau moyen de la mer. Le réglage QFE d'un altimètre permet d'affecter zéro au point particulier d'un aérodrome (en général, le seuil de piste). A bord des avions, les altitudes QNH et QFE sont calculées en utilisant les données saisies par les pilotes et transmises par la tour de contrôle.

Pour corriger les erreurs dues à l'approximation des conditions ISA, il existe l'altitude standard corrigée en température. Cette altitude est beaucoup plus précise que l'altitude standard au cours de la montée et de la descente. Toutes ces altitudes sont sensibles à l'effet de sol. L'altitude baro-inertielle corrige cet effet et filtre l'altitude standard.

5.4.2 Performances

Conditions de disponibilité de la mesure

Le baromètre donne une valeur tout au long d'un vol.

Précision

L'altitude barométrique est une mesure biaisée de l'altitude. Elle fluctue en effet avec les conditions atmosphériques. Sous 10 000 ft, l'erreur de l'altitude est d'environ 50 pieds (2σ) [28]. Mais l'exigence en terme de précision pour les avions futurs est d'avoir une erreur inférieure à 15 pieds sous 10 000 ft.

Pour des conditions atmosphériques stationnaires, l'altitude barométrique varie aussi très légèrement en fonction de la vitesse de l'avion (donc avec le temps).

Intégrité et disponibilité

Les exigences pour les futurs avions sont : Intégrité : 10^{-5} / FH Disponibilité : 10^{-4} / FH

Actualisation des données

La fréquence d'actualisation des données est d'environ 20Hz.

5.4.3 Utilisations envisagées du baromètre

Le baromètre en mode direct

L'altitude barométrique acquise à bord fournit une mesure d'altitude biaisée, avec un biais lentement variable.

Le baromètre en mode relatif au décollage

Connaissant l'altitude barométrique (A_{Baro}) du point de départ et l'altitude barométrique de l'avion pendant le décollage et sachant que la piste a une inclinaison maximale de 2%, une hauteur approximative (h) au nadir peut être estimée. C'est un mode différentiel qui permet de s'affranchir du biais de mesure.



FIGURE 5.17 – Le baromètre en mode relatif au décollage

Le baromètre en mode QNH à l'approche et à l'atterrissage

Pour obtenir la hauteur de l'avion par rapport au seuil de la piste pendant l'approche et l'atterrissage, la valeur du baromètre en mode QNH pourrait être utilisée. Aujourd'hui, tous les avions peuvent connaître leur altitude QNH liée à l'aéroport d'arrivée. Dans ce mode relatif, deux baromètres sont nécessaires : un à bord et l'autre au sol. On s'affranchit encore du biais de mesure induit par les conditions atmosphériques d'autant plus que la distance au seuil de piste diminue.

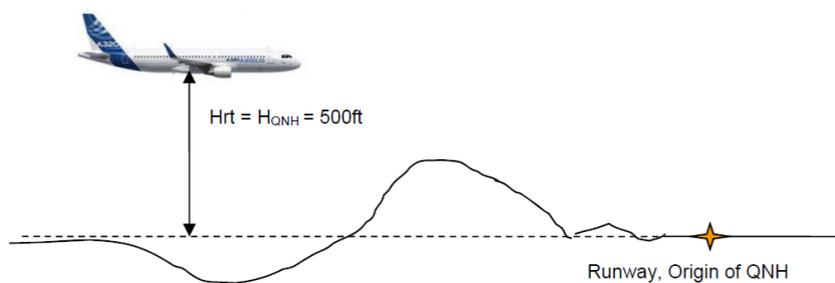


FIGURE 5.18 – Le baromètre en mode QNH pendant l'approche

5.4.4 Les faiblesses du baromètre actuel

Problèmes matériel et logiciels

Comme tout système électronique, le baromètre n'est pas parfait en termes de matériel ou de logiciel. La probabilité d'erreur détectée est de $10^{-5}/FH$ et la probabilité de perte est de $10^{-4}/FH$.

La dérive des capteurs de pression

Le vieillissement de la sonde de pression induit des erreurs : le baromètre indique une altitude inférieure à l'altitude réelle. Pour contrôler cela, une procédure de maintenance est réalisée tous les quatre ans.

Les imperfections sur le fuselage

Les imperfections sur le fuselage (un dixième de millimètre) peuvent induire des perturbations dans le capteur barométrique. Ceci pourrait entraîner un biais sur la mesure de l'altitude qui augmente avec la vitesse de l'avion.

Le capteur de vitesse - Capteur Pitot

La mesure primaire faite par le capteur barométrique est une mesure de pression dynamique qu'il faut corriger des effets de vitesse pour obtenir la pression statique. Le capteur Pitot mesure cette vitesse. Il est sensible à différents phénomènes :

- Gel : il pourrait induire une erreur pouvant atteindre 1500 pieds. La signature de cette erreur correspond à des sauts aléatoires.*
- Forte pluie : elle pourrait entraîner une erreur pouvant aller jusqu'à plusieurs centaines de mètres.*
- Salissures ou obstacles sur le capteur (par exemple : les oiseaux , la saleté , les insectes, le liquide de dégivrage , un cache non enlevé...) : cela pourrait entraîner une erreur de quelques centaines de mètres jusqu'à 2000 pieds.*

Des erreurs du pilote pour les altitudes QNH et QFE

La pression de référence pour les modes QFE et QNH est aujourd'hui saisie manuellement par le pilote. Une erreur de 1 mbar équivaut à une erreur d'altitude d'environ 30 pieds.

5.4.5 Modèle du baromètre pour la simulation

Description du modèle de simulation

Le simulateur que nous avons développé permet d'ajouter des erreurs et des bruits à l'altitude barométrique ou de la rendre indisponible en fonction de l'état de fonctionnement du capteur (nominal, la perte, le givrage, la pluie). Les modes de fonctionnement représentés sont :

- La perte d'altitude. Elle est censée être uniquement provoquée par des défaillances matérielles et logicielles. La probabilité de perte est de $10^{-4} / FH$ conformément à la description précédente.*
- Le gel. En service, le gel n'a jamais provoqué de panne sous 1500 pieds et cette défaillance a toujours été détectée avant le décollage lorsqu'elle est apparue au sol. Cependant , nous supposons que cela pourrait être le cas et notre simulateur tient compte de ce*

mode de défaillance. L'erreur pourrait atteindre 1500 pieds. La signature de cette erreur correspond à des sauts aléatoires. La probabilité de ce cas de dysfonctionnement n'est pas connue.

- Forte pluie. En cas de fortes pluies, le simulateur est construit selon les hypothèses suivantes : l'erreur est inférieure à 300ft et la signature de la panne correspond à des sauts aléatoires. La probabilité de ce cas de dysfonctionnement n'est pas connue.

Les variations de biais dues aux imperfections sur le fuselage n'ont pas été modélisées. Elles n'ont pas d'effet pour une utilisation du baromètre en mode relatif au décollage. Néanmoins, ces cas de panne pourraient être ajoutés lorsque le mode QNH est utilisé pendant l'approche et l'atterrissage.

Architecture de simulation

L'architecture de simulation est composée de trois blocs, de manière similaire à celle développée pour simuler le comportement du GNSS, à la différence que le bloc baromètre admet en entrée l'altitude de l'avion.

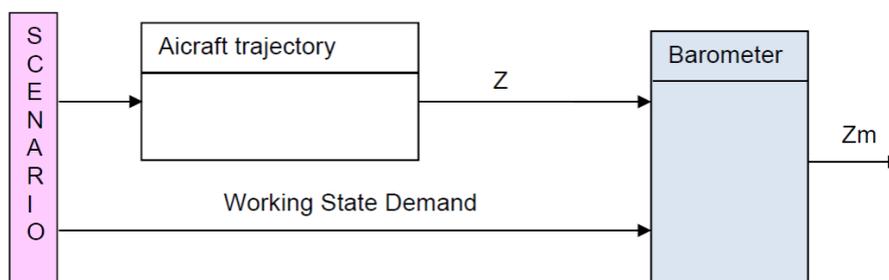


FIGURE 5.19 – Architecture de simulation du baromètre

Exemple de résultats de simulation du baromètre

La figure 5.20 illustre la réponse à des demandes de mode de fonctionnement du baromètre : nominal, perte, givrage. On simule un vol à altitude constante. L'unité des données est le mètre. Entre $t = 10s$ et $t = 19s$, nous testons une perte totale de la donnée du baromètre. Entre $t = 20s$ et $t = 59s$, le baromètre est en mode nominal. Entre $t = 60s$ et $t = 80s$, nous testons le mode givrage.

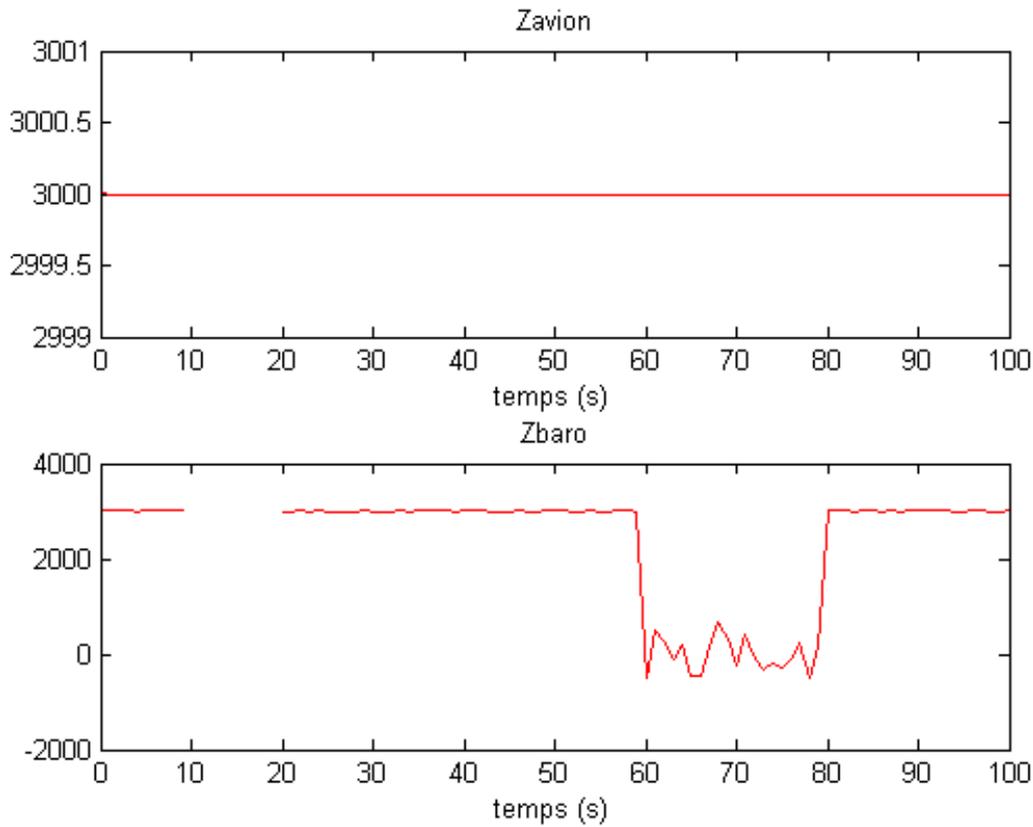


FIGURE 5.20 – Exemple de résultats de simulation du baromètre

5.4.6 Modèle du baromètre pour le filtrage

Deux modes de fonctionnement ont été représentés dans notre modèle : le mode nominal et le mode dégradé pour tenir compte de l'effet du givrage et de la forte pluie.

Nominal Le baromètre peut être vu comme un capteur qui donne l'altitude de l'avion augmenté d'un biais et d'un bruit blanc gaussien. Le biais peut évoluer lentement au cours du temps. Un état continu b^{baro} a donc été ajouté dans le modèle. On écrit

$$\begin{aligned} b_t^{baro} &= b_{t-1}^{baro} + \varepsilon_t^{bBaro} \\ \mu_t^{baro} &= z_t^a + b_t^{baro} + \varepsilon_t^{baro} \end{aligned}$$

La densité de probabilité de la mesure s'écrit

$$p(\mu_t^{baro} | x_t, s_t^{baro} = 1) = \Gamma(\mu_t^{baro} - z_t^{baro} - b_t^{baro}, (\sigma^{baro})^2)$$

Mode dégradé Dans ce mode, les équations restent identiques, mais la variance du bruit de mesure augmente drastiquement.

5.4.7 Conclusion

Le baromètre est un capteur indispensable à la navigation. En croisière, pour éviter les collisions, les avions sont asservis sur une altitude-pression. Mais lors des phases de décollage et d'atterrissage, c'est l'altitude vraie qui est importante, et le fait que le baromètre fournisse

une mesure biaisée de cette altitude est donc un obstacle à son utilisation. Cependant, utilisé en mode relatif au décollage et en configuration QNH à l'atterrissage, l'impact du biais est inhibé.

Par ailleurs, fusionné avec une mesure GNSS, le biais peut être estimé et donc compensé. Ce biais variant très lentement, une défaillance du GNSS ne sera pas trop pénalisante.

Le modèle de simulation développé permet de reproduire les comportements dégradés en présence de givre ou de forte pluie. Le modèle de fusion assimile ces dégradations à une augmentation de la variance du bruit de mesure.

5.5 Le lidar

5.5.1 Principe

Le LIDAR, pour *Light Detection And Ranging*, est un instrument optique utilisant un laser qui, en mesurant le laps de temps entre l'émission d'une onde lumineuse et la détection du signal réfléchi, permet de repérer des objets et de déterminer leur distance. C'est la fonction dite de télémètre laser. Un LIDAR fonctionne à des longueurs d'onde comprises entre l'ultraviolet et le proche infrarouge. Cela lui permet de localiser et d'obtenir des informations sur des objets très petits, comme les aérosols ou les particules en suspension dans l'air, et cela avec une très bonne résolution.

Un des premiers LIDAR fut utilisé dans les années 1960 afin de mesurer la distance Terre-Lune. Aujourd'hui ils interviennent dans des domaines applicatifs très variés : radar de recul pour les voitures, systèmes d'évitement d'obstacle pour les drones et les hélicoptères [29], cartographie de terrains [30], surveillance de l'érosion des côtes maritimes [31], mesure de la vitesse air à l'avant des avions... On les trouve également sous le nom de LADAR, pour *LASer Detection And Ranging*, essentiellement dans le domaine militaire.

Un LIDAR est dimensionné par sa fréquence, sa puissance d'émission, son champ de vue et sa technologie d'imagerie. Le choix de ces caractéristiques dépend de l'application visée. On notera que le signal reçu (forme et niveau de puissance) s'il dépend du signal émis est aussi très dépendant des caractéristiques de la cible. Par exemple, l'asphalte ayant une très faible réflectance, l'obtention de la distance à une piste d'atterrissage par télémétrie LIDAR est plus difficile que celle à une zone herbeuse.

Les différentes technologies LIDAR peuvent être classées en trois catégories : les télémètres LASER, les LIDAR à balayage et les flash LIDAR. Nous les présentons ci-dessous.

L'altimètre LASER

Un altimètre LASER réalise une mesure de l'altitude de l'engin porteur par rapport au sol. Il peut utiliser un LASER à impulsions ou un LASER à onde continue.

- Un altimètre LASER à impulsions émet de courts signaux lumineux (les impulsions). Elles se propagent jusqu'au sol, sont réfléchies, puis récupérées par le système. Le temps de parcours du signal entre l'émission et la réception est directement lié à la distance entre l'altimètre LASER et l'objet sur lequel l'onde a été réfléchi.
- Les systèmes à ondes continues estiment la distance à la cible en mesurant la différence de phase entre le signal émis et le signal reçu.

La plupart des LIDAR topographiques aériens sont basés sur des LASER à impulsions. Ils utilisent généralement des impulsions de quelques nanosecondes émises dans le domaine infra-rouge (longueurs d'onde comprises entre 800 nm et 1550 nm).

Les premiers altimètres LASER aéroportés n'utilisaient que le premier écho rétrodiffusé par chaque impulsion émise. L'enregistrement d'un écho unique est suffisant s'il existe une cible réfléchissante unique à l'intérieur du cône de diffraction. Cependant, il peut y en avoir plusieurs : dans ce cas des contributions de diffusion sont générées par chaque objet éclairé. Les systèmes multi-impulsions laser ou les systèmes à échos multiples sont conçus pour enregistrer plus d'un écho [32] [33]. Les premiers systèmes de ce type recueillaient uniquement la première et la dernière impulsions. Les systèmes plus récents sont désormais capables de discriminer jusqu'à six retours individuels à partir d'une seule impulsion. Lorsque la végétation n'est pas très dense, il est souvent supposé que le premier écho appartient au sommet de la canopée et le dernier au sol.

En altimétrie LASER, la fonction de détection des impulsions réfléchies est essentielle. De nombreuses méthodes existent, mais les fabricants de LIDAR ne fournissent pas d'in-

formations sur celles mises en œuvre dans leurs systèmes. Le nombre et la datation des impulsions enregistrées dépendent de façon critique de la méthode de détection.

Le LIDAR à balayage

Pour produire un modèle en trois dimensions d'une zone, le laser balaye la zone d'intérêt. De nombreuses impulsions sont utilisées pour donner plusieurs distances ponctuelles du terrain. L'angle de visée du laser et sa position sont enregistrées pour chaque impulsion émise. Ainsi une image tridimensionnelle peut être produite en combinant les distances des points les uns par rapport aux autres.

En règle générale, un miroir rotatif est utilisé pour créer le balayage des impulsions lasers. Différents types de balayage existent (voir la figure 5.21).

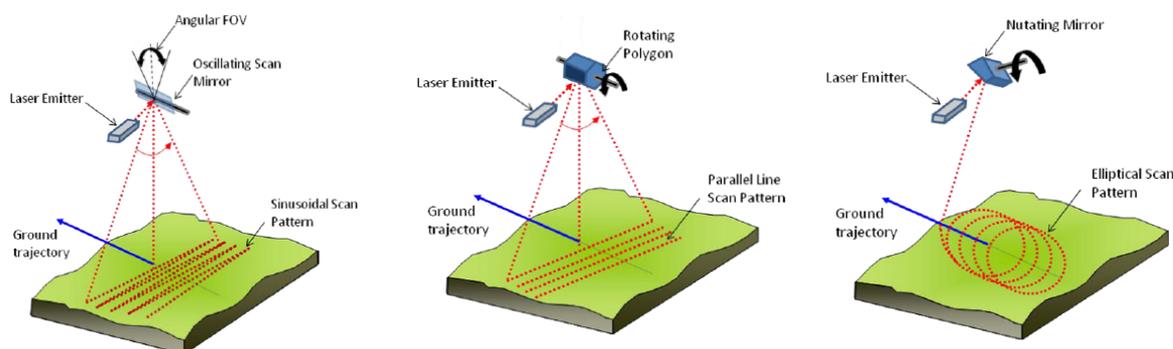


FIGURE 5.21 – LIDAR à balayage : en zigzag (gauche), parallèle (centre), elliptique (droite)

Parce qu'ils permettent d'estimer des informations volumétriques ou multi-dimensionnelles, les LIDAR à balayage sont par exemple utilisés pour :

- détecter et caractériser des obstacles potentiels en avant des avions dans les systèmes anti-collision
- générer des données pour la construction de cartes en relief numérique [34]
- contrôler l'érosion côtière
- détecter la présence d'arbres, de câbles électriques,
- caractériser la couverture forestière.

Le flash LIDAR

Le flash LIDAR capte une scène entière à l'aide d'une seule impulsion laser. Plutôt que d'envoyer des impulsions d'un faisceau de lumière étroitement collimaté mais nécessitant un balayage, le flash LIDAR inonde la scène d'une lumière laser diffuse. En réception, une matrice placée dans le plan focal est utilisé comme détecteur afin d'acquérir une matrice de données en trois dimensions chaque fois que le laser est déclenché.

Les utilisations du flash LIDAR sont similaires à celles du LIDAR à balayage.

Par rapport au LIDAR à balayage traditionnel, un grand avantage de la technologie flash LIDAR est de rendre possible la réalisation de films 3D à la fréquence de répétition des impulsions. Cette capacité permet la vision artificielle en temps réel. Elle autorise une réduction importante du temps de vol nécessaire pour numériser et capturer une zone.

Ses principaux inconvénients sont le coût plus élevé et le rapport signal sur bruit moins favorable.

Cette brève revue des technologies montre que, dans notre cadre applicatif, le LIDAR à impulsion mono-point (i.e. la version la plus simple des altimètres LASER) semble être bien adapté à la fonctionnalité recherchée (la mesure de la hauteur par rapport au sol).

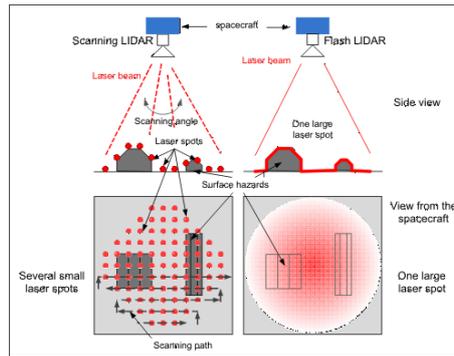


FIGURE 5.22 – Comparaison entre le LIDAR à balayage et le flash LIDAR

Un LIDAR à balayage pourrait éventuellement être intéressant pour obtenir une mesure globale de hauteur au dessus de sols très tourmentés, mais cette situation n'est pas courante à proximité des aéroports.

Choix de la longueur d'onde

Le choix d'une longueur d'onde λ est guidé par l'objectif d'avoir un minimum d'atténuation sur le signal transmis dans les différentes conditions atmosphériques. Pour les longueurs d'onde IR, la propagation de la lumière à travers l'atmosphère est affectée par deux phénomènes : l'absorption et la dispersion. Ces deux phénomènes sont provoqués par les molécules d'air ou par les particules solides ou liquides en suspension dans l'atmosphère (aérosols, poussières, brumes, brouillards).

Le brouillard est un facteur très important dans la dégradation de radiation d'ondes infrarouges [35]. La pénétration de la lumière à travers un brouillard dense est en effet beaucoup plus difficile qu'à travers une averse car la taille des particules y est de l'ordre de la longueur d'onde utilisée. En général, les conditions de brouillard correspondent à une visibilité inférieure à 1 km. Dans notre cadre applicatif, il faut couvrir l'ensemble des conditions de visibilité météorologique et les conditions de brouillard sont donc dimensionnantes.

Evaluation de l'atténuation avec MODTRAN

MODTRAN (MODerate resolution atmospheric TRANsmission) [36] est un logiciel conçu pour modéliser la propagation atmosphérique de rayonnement électromagnétique sur la plage spectrale 0,2 à 100 μm et dans diverses conditions atmosphériques. Nous l'avons utilisé pour choisir une longueur d'onde du domaine infrarouge qui traverse les nuages, la pluie et les aérosols avec le moins d'atténuation.

Pour calculer la valeur de la transmission (ou atténuation) atmosphérique T_A , MODTRAN tient compte de la longueur d'onde λ , de la distance entre la cible et le lidar R ainsi que des conditions atmosphériques.

La plupart des altimètres laser disponibles chez les fournisseurs travaillent dans les longueurs d'onde de 1,55 μm , 0,9 μm ou 1,02 μm . De plus, pour des raisons de sécurité oculaire, seule la plage de 0,8 μm à 1,6 μm a été étudiée.

Les résultats que nous avons obtenus à l'aide de ce logiciel montrent que sur la plage de longueurs d'onde [0,8 μm , 1,2 μm] il y a trois zones à éviter. Elles correspondent aux fréquences d'absorption de la lumière par la vapeur d'eau (essentiellement) et le CO₂ (légèrement). Les courbes de transmission présentées sur les figures ci-après ont été obtenues pour une cible perpendiculaire à l'axe de visée à une distance de 500m, qui sont les conditions nominales d'utilisation dans notre contexte applicatif. L'influence des conditions at-

mosphériques est visible en comparant les trois figures :

- Pour des conditions météorologiques très bonnes (figure 5.23), et dehors des zones d'absorption, la transmission est légèrement croissante en fonction de λ . Elle est de l'ordre de 95 %. Un résultat similaire a été obtenu en condition de pluie.
- Pour des conditions de brouillard (figure 5.24) la valeur de transmission est fortement atténuée. L'ordre de grandeur est maintenant de 10^{-3} %. Les trois zones d'absorption sont encore bien visibles. En dehors de ces zones, la transmission cette fois-ci décroît en fonction de λ depuis $5.2 \cdot 10^{-3}$ % jusqu'à $4.2 \cdot 10^{-3}$ %.
- Enfin en présence d'aérosols (figure 5.25), les effets d'absorption deviennent négligeables. L'ordre de grandeur de la transmission est encore de 10^{-3} %. La transmission décroît régulièrement en fonction de λ depuis $5.2 \cdot 10^{-3}$ % jusqu'à $4.2 \cdot 10^{-3}$ %.

On voit donc que si les longueurs d'onde les plus faibles sont légèrement défavorables en bonnes conditions, elles sont au contraire légèrement favorables en mauvaises conditions atmosphériques. Pour obtenir un domaine opérationnel le plus vaste possible, il vaut donc mieux privilégier les petites longueurs d'onde, et la zone $[0.85\mu\text{m}, 0.89\mu\text{m}]$ est la meilleure de ce point de vue. Le choix de la valeur $\lambda = 0.9\mu\text{m}$ a donc été retenu car c'est une longueur d'onde disponible chez les fournisseurs très proche de la zone optimale.

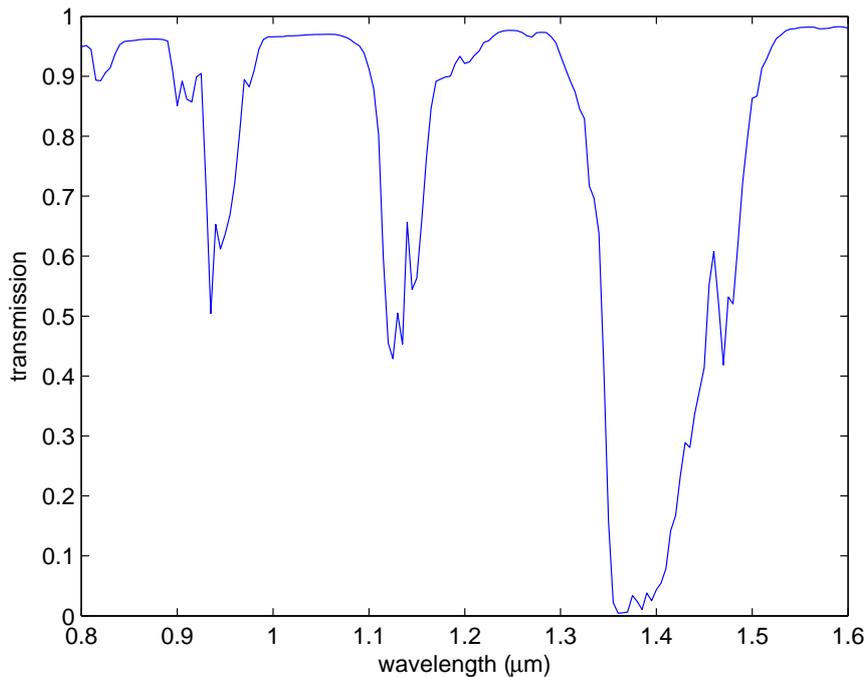


FIGURE 5.23 – Atténuation atmosphérique ($T_A(\lambda)$ en %) dans de très bonnes conditions météorologiques (visibilité=23km), à une altitude de 500m.

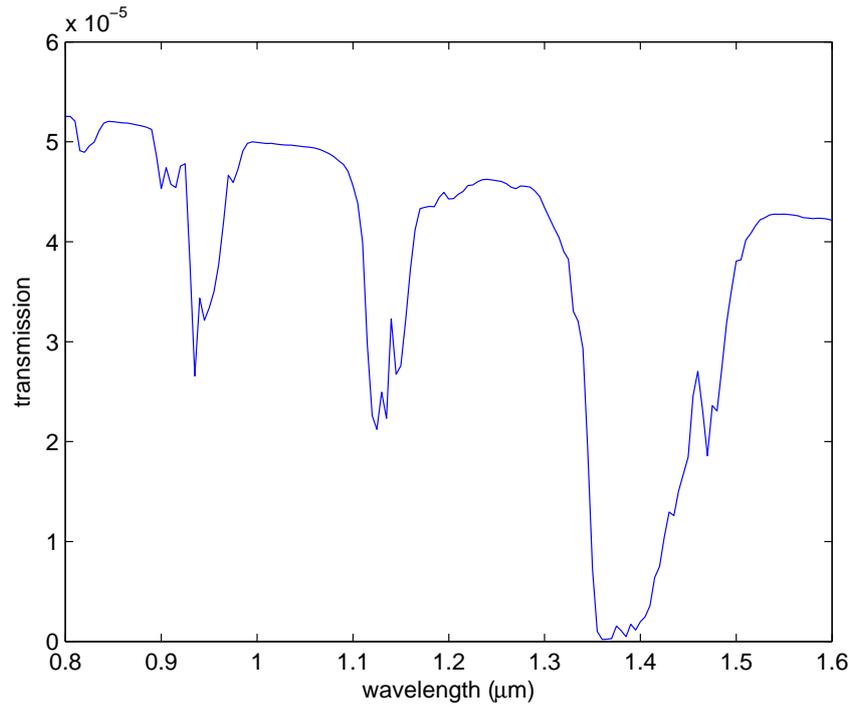


FIGURE 5.24 – Atténuation atmosphérique ($T_A(\lambda)$ en %) dans des conditions de brouillard (visibilité=200m), à une altitude de 500m.

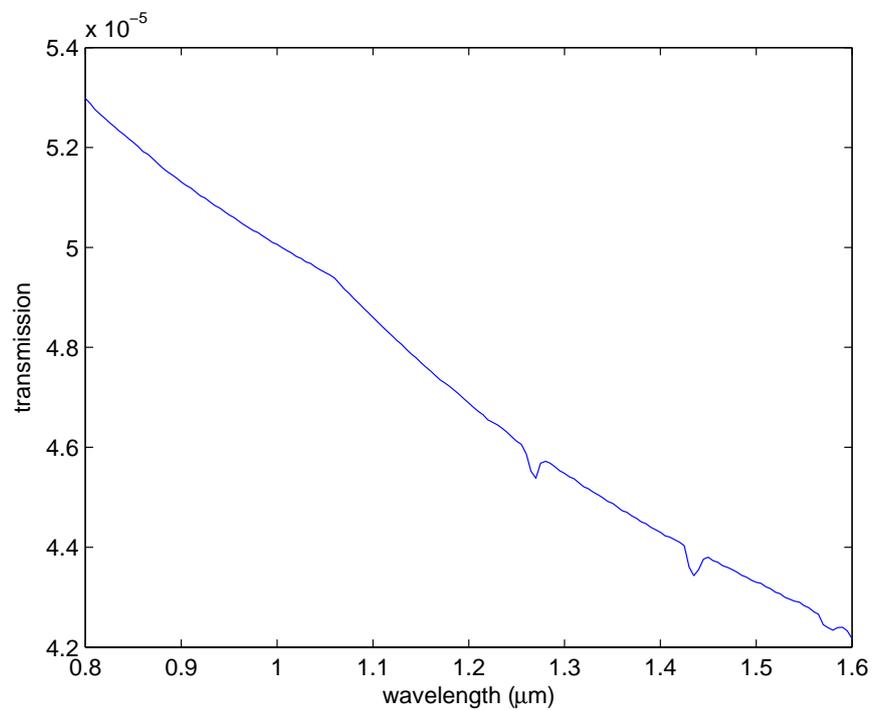


FIGURE 5.25 – Atténuation atmosphérique ($T_A(\lambda)$ en %) en présence d'aérosols, à une altitude de 500m.

Un modèle analytique de l'atténuation atmosphérique

L'atténuation atmosphérique (T_A) est une réduction de l'intensité du rayonnement électromagnétique dans l'atmosphère de la terre à la suite de l'absorption ou de la diffusion du rayonnement. Cette réduction augmente avec la distance. C'est pourquoi l'atténuation atmosphérique est généralement donnée en dB/km.

La modélisation de l'atténuation par MODTRAN est certes précise, mais ce logiciel est onéreux et peu adapté à un interfaçage avec les outils de simulation que nous utilisons comme Matlab [37]. C'est pourquoi, nous avons développé une expression analytique, qui donne l'ordre de grandeur de T_A (ici en dB/km), en fonction de λ et de la visibilité V . La principale référence bibliographique utilisée ici est [38]. On notera que cette expression ne modélise pas les phénomènes d'absorption, et ne peut donc pas être utilisée pour choisir la valeur de λ .

A une distance R , l'atténuation de la puissance du laser à travers l'atmosphère est décrite par la loi de Beer-Lambert :

$$T_A(R) = \exp(-\gamma(V, \lambda) \times R)$$

où γ est le coefficient d'atténuation. Il dépend de la visibilité dans l'atmosphère V et de la longueur d'onde λ du laser. R est exprimé ici en kilomètres. Le paramètre de visibilité V (en kilomètres) est la distance pour laquelle le contraste optique de l'image d'un objet diminue à 2% de ce qu'il devrait être s'il était proche de nous. La visibilité est mesurée à 550 nm, une longueur d'onde qui correspond au maximum de l'intensité du spectre solaire.

Le coefficient d'atténuation est approximé par la relation de Koschmieder :

$$\gamma(\lambda) = \frac{3,912}{V} \left(\frac{\lambda}{550} \right)^{-q}$$

où λ est exprimé en nanomètres. Le coefficient q a fait l'objet de nombreux travaux expérimentaux. Il dépend de la distribution de la taille des particules diffusantes. Nous avons retenu une expression linéaire par morceaux en fonction de V , et qui passe par les points du tableau ci-dessous :

$V(km)$	0	0,5	1	6	50	100
q	0	0	0,5	1,3	1,6	1,6

Elle correspond pour l'essentiel aux comportements décrits dans [38]. Nous avons seulement rétabli la continuité au point $V = 50km$.

5.5.2 Calibration et performances d'un LIDAR

Ce paragraphe détaille les principales équations qui modélisent le comportement d'un système lidar [39]. On établit tout d'abord l'équation du LIDAR, équation qui explicite la relation entre la puissance émise par le LIDAR (P_{max}) et celle reçue par le LIDAR ($P_{reçue}$). Les différentes incertitudes sont ensuite comptabilisées pour déterminer la puissance équivalente de bruit (NEP pour Noise Equivalent Power). Enfin en utilisant les caractéristiques de fonctionnement d'un détecteur, on montre comment évaluer la portée du LIDAR ainsi que la précision des mesures de distance fournies.

L'équation du LIDAR

Cette équation explicite la relation entre la puissance reçue par le LIDAR et celle émise. Pour l'établir, nous partons de la puissance émise par le LIDAR P_{max} . Après propagation dans l'atmosphère, la puissance reçue à l'emplacement de la cible est :

$$P_{cible} = P_{max} \times T_A$$

où T_A est l'atténuation atmosphérique. Cette atténuation, nous l'avons vu, dépend de la longueur d'onde λ du LIDAR, de la distance R à la cible, et de la visibilité V .

- La cible est supposée être un réflecteur diffusant Lambertien parfait. C'est-à-dire que :
- L'énergie réfléchie est proportionnelle au cosinus de l'angle d'incidence θ_S (réflecteur Lambertien)
 - L'énergie est réfléchie de manière uniforme dans tout l'angle solide π stéradians (réflecteur diffusant parfait)

Notons ρ la réflectance de la cible, c'est-à-dire le rapport entre la quantité totale de rayonnement réfléchi par une surface et la quantité totale de rayonnement incident sur cette surface ($0 \leq \rho \leq 1$). La puissance réfléchie par la cible est alors égale à :

$$P_e = P_{\text{cible}} \times \cos\theta_S \times \rho$$

L'énergie est réfléchie de manière uniforme sur un angle solide π . Après la propagation vers le système Lidar (atténuation T_A), le récepteur intercepte cette énergie sur son angle solide qui est égal à $\frac{A_R}{R^2}$ si A_R est l'aire de l'ouverture du bloc de réception du LIDAR. La puissance à l'entrée du récepteur est donc :

$$P_r = P_e \times \frac{1}{\pi} \times \frac{A_R}{R^2} \times T_A$$

Pour une ouverture circulaire de diamètre D_R , l'aire du récepteur est $A_R = \pi \frac{D_R^2}{4}$, d'où :

$$P_r = \frac{1}{4} \times P_{\text{max}} \times \rho \times \frac{D_R^2}{R^2} \times T_A^2 \times \cos\theta_S$$

Plusieurs facteurs d'atténuation doivent être considérés afin de déterminer la puissance reçue efficace : la perte optique T_T dans la partie dédiée à l'émission du télémètre, la perte optique T_R dans la partie dédiée à la réception du signal dans le télémètre et T_F la perte due aux filtres utilisés pour réduire le rayonnement solaire. Finalement, la puissance reçue est donnée par l'équation lidar :

$$P_{\text{reçue}} = \frac{1}{4} \times \frac{P_{\text{max}} \cdot \rho \cdot D_R^2}{R^2} \times T_A^2 \times T_T \times T_R \times T_F \times \cos\theta_S$$

Les bruits

Un ensemble de phénomènes viennent perturber la récupération de l'impulsion laser émise et donc dégrader les performances. On les quantifie ici rapidement à partir de quelques caractéristiques du LIDAR.

Notons que comme la puissance lumineuse reçue est convertie en un courant électrique, on peut quantifier les phénomènes soit par l'amplitude des courants parasites induits, soit par la puissance lumineuse des signaux. Le courant équivalent de bruit I_n est la racine carrée de la somme de toutes les amplitudes des courants parasites au carré. La puissance équivalente de bruit (NEP) est définie comme la puissance de la lumière d'entrée du photorécepteur qui aurait provoqué ce courant parasite équivalent. A noter aussi que la puissance lumineuse recueillie par le récepteur traverse le photodétecteur (dont la réponse est R_{ep}) qui produit un courant. Ce courant est ensuite amplifié par un gain réglable (M). C'est la raison pour laquelle le NEP est lié au courant équivalent de bruit I_n par la relation :

$$NEP = \frac{I_n}{R_{ep} \times M}$$

Bruit d'éclairement

L'irradiance est la puissance incidente de lumière sur une surface par unité de surface. Ce que nous appelons bruit d'éclairement est le rayonnement sur l'empreinte cible provenant de la lumière ambiante (soleil ou lumières urbaines).

La densité de puissance d'irradiance E_λ (irradiance par unité de longueur d'onde) est fonction de la longueur d'onde, mais elle peut être considérée comme constante sur la (petite) largeur de bande $\Delta\lambda$ de fréquence du lidar. La puissance de bruit à considérer est alors $E_\lambda \times \Delta\lambda \times dA$, où dA est l'aire de la cible vue par le récepteur. En suivant la même méthode que précédemment, on trouve alors que la puissance de bruit d'éclairement à l'entrée du récepteur est donnée par :

$$P_B = \frac{1}{4} \times \frac{E_\lambda \cdot \Delta\lambda \cdot \rho \cdot D_R^2}{R^2} \times T_A \times T_R \times T_F \times \cos\theta_S$$

A noter que ceci est une limite supérieure, parce que l'on considère le cas le plus défavorable avec une direction parasite d'éclairage perpendiculaire à la surface de la cible. Le courant d'éclairement est alors obtenu en multipliant la puissance P_B par la réponse du photodétecteur (R_{ep}) : $I_B = R_{ep} \times P_B$. La réponse du photodétecteur (R_{ep}) est en général égale à 0,6 pour une longueur d'onde égale à 0,9 μm .

Le rayonnement solaire sur la surface de la Terre dépend de la configuration géométrique Soleil-Lune-Terre et des conditions atmosphériques. Dans le pire des cas, E_λ est égale à $500 W \cdot m^{-2} \cdot \mu m^{-1}$ [40]. On peut également considérer $\Delta\lambda$ égal à $10^{-9} m$.

Bruits électroniques

Les bruits électroniques sont des bruits dus au récepteur. Il s'agit des bruits d'obscurité de surface et de volume, du bruit thermique et du bruit dû à l'amplificateur de la photodiode à avalanche [41].

Le courant d'obscurité de surface peut être évalué à $I_{ds} = 50 \cdot 10^{-9} A$ (à $25^\circ C$), le courant d'obscurité de volume à $I_{db} = 0,5 \cdot 10^{-10} A$, et le courant dû à l'amplificateur à $I_{amp} = 2,5 \cdot 10^{-12} A$. Le bruit thermique est proportionnel à la température du circuit (T en $^\circ K$) et à l'impédance de contre-réaction (Z_t) :

$$i_t = \sqrt{\frac{4KT}{Z_t}} (A/\sqrt{Hz})$$

où K est la constante de Boltzmann. Typiquement $Z_t = 7.4; 10^3 \Omega$.

Bruit total

Le courant du bruit total est donné par la formule de McIntyre :

$$i_n = \sqrt{2e[I_{ds} + I_{db}M^2F(M) + I_B M^2 F(M)] + i_{amp}^2 + i_t^2}$$

où e est la charge électrique d'un électron. Le bruit d'obscurité de volume et le bruit d'éclairement sont multipliés par le gain du photodétecteur M et par le coefficient de bruit $F(M)$ défini par : $F(M) = 0,98(2 - 1/M) + 0,03M$.

Le courant de bruit total doit être multiplié par la racine carrée de la largeur de bande de bruit (B_n) pour obtenir le courant équivalent de bruit I_n : $I_n = \sqrt{B_n} * i_n$. Typiquement $B_n = B = 100 \cdot 10^6 Hz$.

La portée d'un altimètre laser

La procédure pour déclarer qu'un signal reçu est suffisant pour être détecté et pour évaluer la distance entre la cible et le laser est basée sur la valeur du rapport signal à bruit (SNR) défini par :

$$SNR = \frac{P_{reçue}}{NEP}$$

La détection est possible quand le SNR dépasse un certain seuil noté SNR_{seuil} . La portée du LIDAR est la distance entre la cible et le laser qui correspond à la limite de détection. C'est donc la distance qui permet d'obtenir $SNR = SNR_{seuil}$.

Le seuil du SNR dépend du choix de la probabilité de détection P_d et de la probabilité de fausse alarme P_{fa} . Considérons x une variable stochastique et H_0 et H_1 les hypothèses définies comme suit :

$$\begin{cases} H_0 & : x \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \\ H_1 & : x \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2) \end{cases}$$

Supposons que l'on effectue un test de rapport de vraisemblance avec un seuil η pour décider si H_1 est vrai contre H_0 . On montre alors que :

$$\begin{cases} P_{fa} & = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\eta}{\sigma\sqrt{2}}\right) \\ P_d & = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\eta-m}{\sigma\sqrt{2}}\right) \end{cases}$$

où erfc est la fonction complémentaire de erf : c'est-à-dire que $\operatorname{erfc}(x) = 1 - \operatorname{erf}(x)$. Dans le cas de la détection avec un LIDAR, x représente la puissance reçue, et l'hypothèse H_1 correspond à la présence de la cible. Le SNR vaut m/σ puisque m est l'amplitude du signal et σ l'amplitude du bruit. Le seuil de SNR qui permet d'obtenir les probabilités de détection et fausse alarme souhaitées est donc :

$$SNR_{seuil} = \sqrt{2} \times \left[\operatorname{erfc}^{-1}(2P_{fa}) - \operatorname{erfc}^{-1}(2P_d) \right]$$

Par exemple, avec $P_{fa} = 10^{-5}$ et $P_d = 0,9995$, on obtient $SNR_{seuil} = 7$, qui est une valeur couramment utilisée.

Résultats

La figure 5.26 donne la portée théorique d'un altimètre laser en fonction de la visibilité. L'altimètre laser est caractérisé par : sa longueur d'onde ($0,9\mu\text{m}$), sa puissance crête (10 kW), le diamètre de sa lentille (10cm). Deux cas de réflectance du sol sont testés : $\rho=0,1$, ce qui correspond à l'un des pires cas possibles, et $\rho=1$ ce qui est le cas le plus favorable.

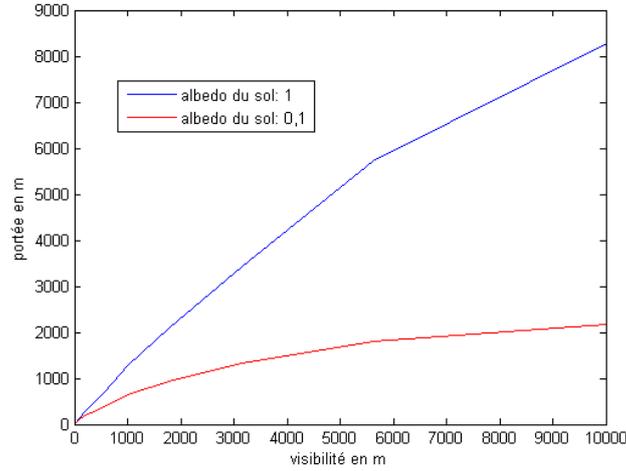


FIGURE 5.26 – Portée théorique d'un LIDAR

Les fournisseurs et les utilisateurs indiquent qu'en général, la portée de l'altimètre laser correspond à deux fois la visibilité pour une longueur d'onde de $0,9\mu\text{m}$. Notre simulateur est donc un peu pessimiste.

La précision de mesure d'un altimètre laser

Modèle de précision

Pour un altimètre laser donné, à une distance R de la cible, à condition que le système détecte, la distance calculée R_{mes} est calculée à partir de l'équation lidar :

$$P_{tot} = \frac{1}{4} \times \frac{P_{max} \cdot \rho \cdot D_R^2}{R_{mes}^2} \times T_A^2(R_{mes}) \times T_T \times T_R \times T_F \times \cos\theta_S$$

où P_{tot} est la somme de la puissance reçue théorique ($P_{re\grave{c}ue}$) et de la puissance de bruit (NEP). L'erreur de mesure est tout simplement donnée par la différence entre la distance R (qui correspond à $P_{re\grave{c}ue}$) et la distance R_{mes} calculée avec P_{tot} .

On notera que la dépendance de la puissance reçue en fonction de la distance R est de la forme : $P_{re\grave{c}ue} = k e^{-2\gamma R}/R^2$. Un développement limité au premier ordre montre alors que : $\delta P_{re\grave{c}ue}/P_{re\grave{c}ue} \approx -2(1 + \gamma R)\delta R/R$, et on peut majorer l'erreur relative sur R par l'erreur relative sur P , dans la cas où γR est petit :

$$\left| \frac{\delta R}{R} \right| \leq 0.5 \left| \frac{\delta P}{P} \right| \quad (5.1)$$

Résultats

La courbe 5.27 illustre la marge d'erreur de mesure (m) en fonction de la distance (m) pour une visibilité de 1000 m et un altimètre laser calibré par les données suivantes : longueur d'onde = $0.9\mu\text{m}$, puissance de crête = 10 kW, diamètre de lentille = 10cm.

Pour une portée de l'ordre de 100m, la précision de l'altimètre laser annoncée par les fournisseurs et par les utilisateurs dans des conditions météorologiques normales est d'environ 5 cm. Là encore on voit que notre modèle est un peu pessimiste.

Disponibilité et intégrité

La disponibilité et l'intégrité de l'altimètre laser ne sont pas connus, car aujourd'hui, les utilisateurs n'ont pas étudié ces points et les fournisseurs n'ont pas communiqué à ce sujet.

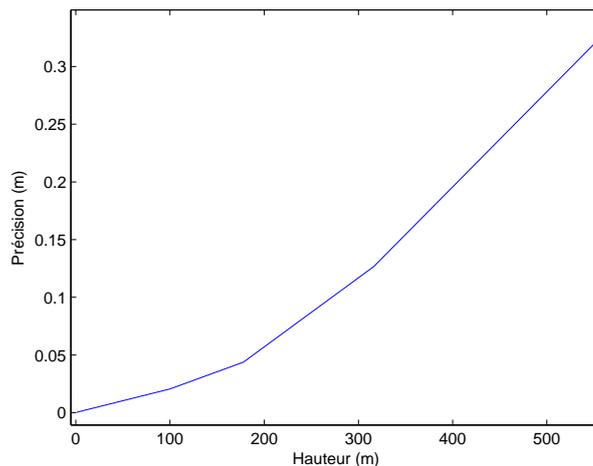


FIGURE 5.27 – Précision théorique d'un LIDAR

Les retours des utilisateurs sont très encourageants mais aucun chiffre n'est donné.

5.5.3 Utilisations

Le LIDAR peut être utilisé pour obtenir directement la hauteur de l'avion au-dessus du sol, mais également la hauteur par rapport au relief à venir. Il peut aussi être une solution pour obtenir des informations sur la pente de la piste. On notera que si l'installation ne pointe pas au nadir, la restitution de la hauteur sous l'avion est un peu complexifiée par le caractère ponctuel de la mesure. Il faut soit utiliser un modèle de sol, soit mémoriser les mesure.

Compte tenu des besoins définis par Airbus, le LIDAR ne semble pas une bonne solution pour les utilisations à haute altitude ($\geq 1\text{km}$). Les LIDAR dont les performances répondraient aux besoins à haute altitude existent, mais leur consommation, volume, poids et prix sont aujourd'hui des obstacles. Un LIDAR utilisé jusqu'à 6000m pourrait avoir une précision de 10 à 25cm. Il coûterait entre 600K€ et 1,3 M€, pèserait 100 kg et aurait pour dimension $70 \times 50 \times 13$ (cm).

L'utilisation du LIDAR à basse altitude est vraiment envisageable à très court terme et elle a du sens puisque les principales fonctions opérationnelles ciblées par Airbus correspondent à des hauteurs inférieures à 1000ft. Dans ce cadre, la consommation maximale est d'environ 10W, le poids maximal d'environ 3 kg, les dimensions maximales du bloc optique d'environ $10\text{cm} \times 10\text{cm}$. En général, la précision de ces LIDAR dits de faible portée est d'environ 10cm.

5.5.4 Les faiblesses du LIDAR

Les faiblesses présentées dans cette section sont les faiblesses supposées d'un altimètre laser dont la portée est inférieure à 300 m et dont la longueur d'onde est égale à $0,9\mu\text{m}$. Bien que plusieurs fournisseurs aient été contactés, nous n'avons eu que très peu de retours sur ce sujet. Des hypothèses sur les faiblesses ont été faites grâce à la connaissance et l'expérience des laboratoires de recherche et des retours des utilisateurs [42]. Ces hypothèses devront être étudiées plus en profondeur si cette technologie est retenue par Airbus. Des tests spécifiques en laboratoire ou des essais en vol seraient nécessaires pour confirmer les causes principales et les effets de ces faiblesses supposées.

Installation

La saleté sur la fenêtre (huile ou poussières de carbone) est une cause possible du mauvais fonctionnement de l'altimètre laser. Elle est rapportée par les fournisseurs et par les utilisateurs. Un dispositif de nettoyage de la fenêtre doit donc être prévu. Sans cela des mesures erronées apparaissent (on mesure la distance à la fenêtre).

En raison du vieillissement, on peut supposer l'existence d'une dégradation de l'installation au niveau de la fibre optique, ou l'infiltration d'eau au niveau des connexions ou une déviation d'orientation des optiques. Les effets possibles seraient une détérioration de la portée ou de la précision.

Matériel et logiciel

On peut imaginer que les altimètres laser ne sont pas parfaits du point de vue du matériel ou du logiciel. Par exemple, ils pourraient être sujet à :

- erreur de l'horloge
- erreur du seuil de détection
- ambiguïté quand un signal émis n'est pas reçu

Cela pourrait se traduire par l'apparition de biais ou la perte de mesure.

Sensibilité aux caractéristiques de la cible

Les variations de réflectivité, les fortes pentes, pourraient induire des problèmes de fonctionnement mais cela n'a pas été étudié. Par contre, quelques essais en vol laissent penser qu'un terrain enneigé ou très humide puisse créer de fortes perturbations. De même, il est clair que l'asphalte qui possède un coefficient de réflectivité relativement faible ($\rho = 0.125$) n'est pas une cible favorable pour un LIDAR.

5.5.5 Modèle du LIDAR pour la simulation

Architecture de simulation

L'architecture est similaire à celle mise en place pour la simulation d'un Radio-Altimètre (voir figure 5.28).

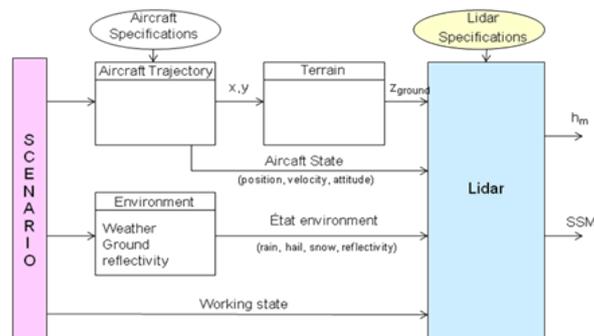


FIGURE 5.28 – Architecture de simulation d'un LIDAR

Description du modèle

Toutes les caractéristiques du LIDAR à simuler sont décrites dans le fichier de spécifications. Les informations de portée et de précision ont été tabulées en fonction de la distance, et des

caractéristiques de l'environnement (visibilité, réflectance, irradiance). En simulation, pour des raisons de rapidité de calcul, portée et précision sont évaluées par interpolation linéaire dans cette table.

Cinq modes de fonctionnement peuvent être demandés : nominal, vitre sale, détérioration de la mesure, contaminé (qui correspond au survol d'une piste enneigée ou inondée) et survol d'un autre avion :

- Dans le cas nominal et dans le cas du survol, la hauteur mesurée est augmentée d'un bruit conforme à la précision du lidar.
- En cas de dysfonctionnement hardware, la mesure est choisie aléatoirement sur la plage de portée du lidar, sans corrélation temporelle.
- En cas de vitre sale, la hauteur mesurée est nulle.
- Lorsqu'on simule une dégradation, le bruit de mesure est amplifié.
- Lorsqu'on simule le dysfonctionnement dû à une piste contaminée, la mesure est choisie aléatoirement entre 0 et deux fois la hauteur vraie, sans corrélation temporelle.

Si la mesure calculée est supérieure à la portée, le lidar ne délivre pas d'information et l'indicateur de disponibilité (SSM) prend la valeur NCD. Dans tous les autres cas, il vaut NO.

Exemple de résultats de simulation d'un LIDAR

La figure 5.29 illustre la réponse à des demandes de mode de fonctionnement du LIDAR : nominal, contaminée, détérioré et vitre sale. On simule un décollage. Entre $t = 12s$ et $t = 14s$, nous testons une défaillance liée au survol d'une piste trempée. Entre $t = 30s$ et $t = 45s$, le baromètre est en mode détérioré. Entre $t = 60s$ et $t = 64s$, nous testons le mode vitre sale du LIDAR.

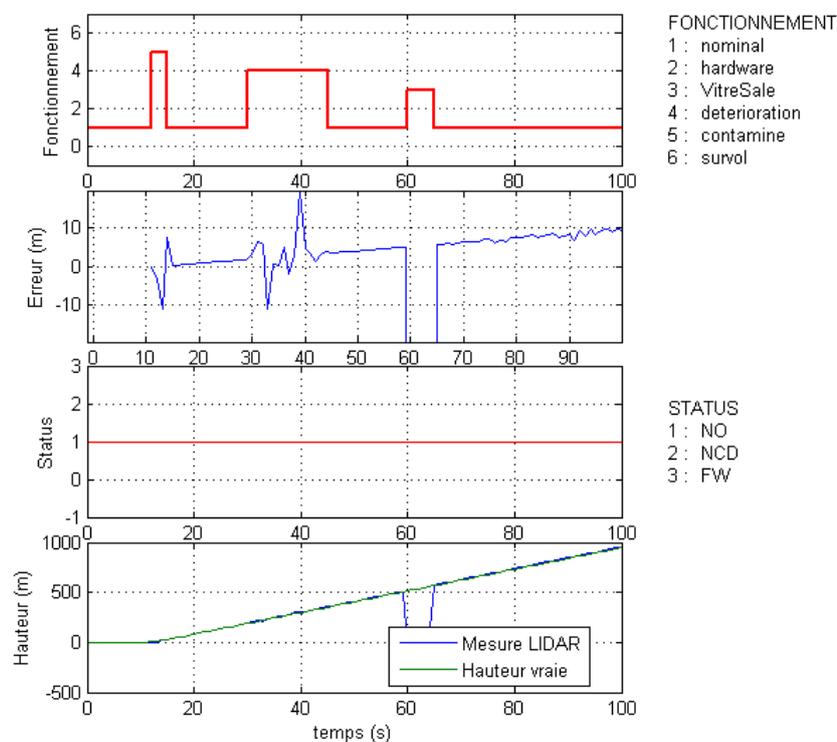


FIGURE 5.29 – Simulation du comportement d'un LIDAR

5.5.6 Modèle du LIDAR pour le filtrage

Actuellement la mesure du LIDAR n'est pas utilisée par l'algorithme de fusion de données, le modèle de filtrage n'ayant pas encore été programmé et testé. Mais en raison de la modularité du code de fusion de données, il sera facile de l'ajouter si nécessaire.

Le modèle du LIDAR que nous proposons pour la fusion est très similaire à celui développé pour le radio altimètre. Trois modes sont modélisés : fonctionnement nominal $s^LIDAR_t = 1$, dégradé $s^LIDAR_t = 2$ (qui recouvre les cas de dysfonctionnement matériels, de dégradation et de piste contaminée), et vitre sale $s^LIDAR_t = 3$ (où la mesure est fixée à une constante, nulle ici).

Dans le cas nominal, le lidar fournit l'altitude relative vraie, entachée d'un bruit de mesure :

$$\mu_t^{LIDAR} = (z_t^a - z_t^s) + \varepsilon_t^{LIDAR}$$

L'erreur de mesure ε_t^{LIDAR} est modélisée par un bruit blanc gaussien. On a alors

$$p(\mu_t^{LIDAR} | x_t, s^LIDAR_t = 1) = \Gamma(\mu_t^{LIDAR} - (z_t^a - z_t^s), R_t^{LIDAR})$$

où R_t^{LIDAR} est la variance de l'erreur du capteur, elle-même fonction de la distance mesurée.

En mode dégradé, les équations sont les mêmes mais la variance R_t^{LIDAR} est plus grande.

En mode vitre sale,

$$\mu_t^{LIDAR} = \varepsilon_t^{LIDAR}$$

et

$$p(\mu_t^{LIDAR} | x_t, s^LIDAR_t = 1) = \Gamma(\mu_t^{LIDAR}, R_t^{LIDAR})$$

5.5.7 Conclusion

Dans leur principe, les LIDARS sont très proches des radio altimètres. L'intérêt principal du LIDAR comparé au radio altimètre est sa précision (annoncée à 10cm pour les LIDAR de moyenne portée à une distance de 100m). Leurs performances peuvent être cependant très sensibles au choix de la longueur d'onde.

On a utilisé le logiciel MODTRAN pour déterminer les bandes fréquentielles les plus favorables. Le modèle analytique développé permet d'évaluer facilement la portée et la précision des mesures. Le modèle de simulation utilise ces informations.

Il y a peu de retours d'expérience sur l'utilisation de ces équipements, aussi les pannes représentées en simulation restent à valider.

Le modèle développé pour le filtrage comporte des modes similaires à ceux déjà utilisés pour le GNSS et le radio altimètre : amplification du bruit et valeur fixe.

5.6 L'indicateur de sol

5.6.1 Principe

Les services de commande de vol et de pilote automatique d'Airbus utilisent quatre informations pour confirmer ou non que l'avion est au sol. Ces informations sont les suivantes :

- la compression du train d'atterrissage*
- la vitesse des roues*
- la vitesse de l'avion (si la vitesse de l'avion est inférieure à 80kts, alors l'avion est au sol)*
- la position de la manette des gaz.*

Ces données pourraient être très intéressantes car elles permettraient d'être sûr que l'avion est au sol ou au contraire dans les airs.

Pour notre étude, nous considérons un indicateur de sol unique. Si les quatre informations utilisées par le Pilote Automatique sont cohérentes, notre indicateur de sol la transmet, sinon l'information est déclarée indisponible.

5.6.2 Modèle de l'indicateur de sol pour la simulation

Description du modèle de simulation

Nous considérons que l'indicateur de sol ne délivre jamais d'information erronée. Deux modes de fonctionnement sont possibles : nominal et indisponible.

Quand on est au sol, l'information délivrée est une mesure de hauteur égale à 0ft, mais en vol, elle équivaut à l'inégalité $h > 0$. Ce type d'information n'est pas évident à prendre en compte dans l'algorithme de fusion. Pour simplifier nous avons choisi de n'utiliser que l'information $h = 0$.

Dans le cas nominal, si la différence entre l'altitude de l'avion et l'altitude du sol est inférieure à 1 pied, le statut est normal (NO) et l'indicateur donne une mesure égale à 0ft. Sinon, le statut est NCD. Cette représentation simplifiée nous permettra de rejeter les valeurs erronées des autres capteurs quand l'avion est au sol. Par contre, elle ne permettra pas par exemple de détecter une mesure erronée de -6ft des radio altimètres en vol.

Exemple de résultats de simulation

La figure 5.30 présente le résultat d'une simulation de décollage. Le passage en NCD dès le décollage illustre le comportement du modèle simplifié.

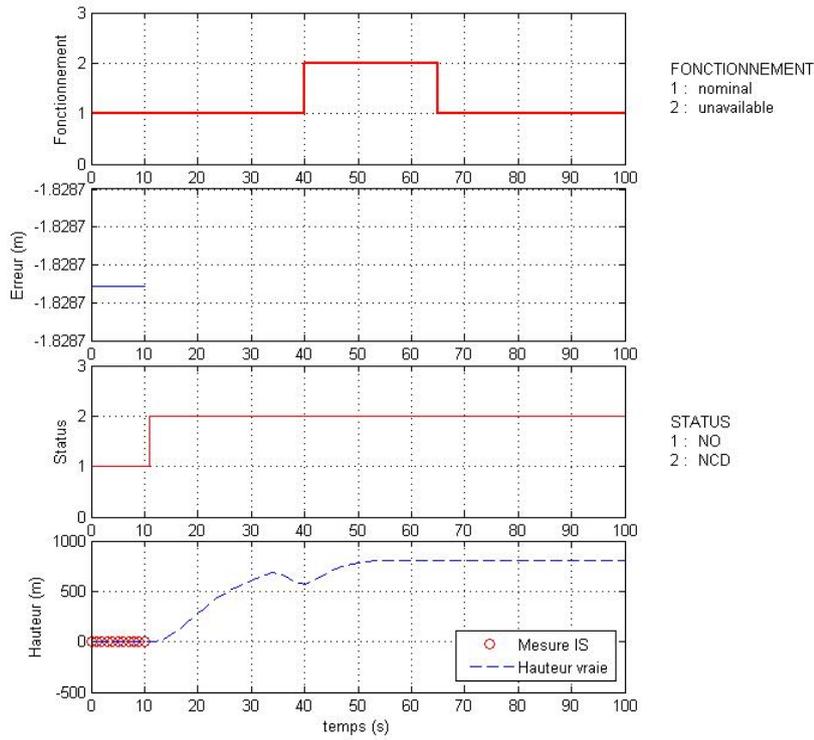


FIGURE 5.30 – Simulation d'un indicateur de sol

5.6.3 Modèle de l'indicateur de sol pour le filtrage

Si une mesure de l'indicateur de sol est disponible, il indique que l'avion est au sol. On suppose qu'il donne alors l'altitude relative de l'avion entâché d'un bruit.

$$\mu_t^{IS} = (z_t^a - z_t^s) + \varepsilon_t^{IS}$$

où ε_t^{IS} est un bruit blanc gaussien qui représente l'erreur de mesure en fonctionnement nominal. On a alors :

$$p(\mu_t^{IS} | x_t, s_t^{IS} = 1) = \Gamma(\mu_t^{IS} - (z_t^a - z_t^s), R^{IS})$$

où R^{IS} représente la variance de l'erreur du capteur.

5.6.4 Conclusion

L'utilisation d'un indicateur de sol agrégeant différentes informations est intéressante pour compenser certaines faiblesses des radio altimètres.

La modélisation que nous en avons faite ne permet pas d'exploiter pleinement l'information. Nous avons ici privilégié la simplicité et recherché une structure de modèle homogène à celle des autres capteurs.

Avec ce modèle, l'information apportée par l'indicateur de sol permet de détecter les pannes des autres capteurs au sol mais pas en vol.

Validation de l'algorithme de fusion de données et évaluation des performances

6.1 Scénarios de test

6.1.1 Sélection des scénarios

Pour évaluer les performances des solutions à base de fusion, nous utilisons des scénarios de tests. Ces scénarios comportent :

- *une description de la phase de vol (trajectoire avion, mode de pilotage...)*
- *une description de l'environnement (profil du terrain, réflectivité du sol...)*
- *une séquence de fonctionnement des capteurs embarqués.*

Les éléments suivants ont été utilisés pour sélectionner des scénarios pertinents :

- *des trajectoires habituelles et des terrains survolés communs*
- *des cas de dysfonctionnements recensés par Airbus sur les vingt dernières années*
- *des trajectoires et des terrains survolés pour tester un radio-altimètre lors des phases de démonstration d'un prototype et de qualification du système.*
- *des profils de terrains particuliers et problématiques pour certaines fonctions des pilotes automatiques et commandes de vol.*
- *des cas intéressants qui nous ont été indiqués par des experts de différents domaines d'Airbus (Commande de vol, Navigation....)*

Les scénarios que nous présentons par la suite peuvent être regroupés en deux catégories :

- *Reproduction de dysfonctionnements des radio altimètres observés en service.*
De tels scénarios sont rapportés dans [4], [43] et [44]. L'objectif premier de notre travail est d'améliorer la fiabilité de la mesure de la hauteur de l'avion au dessus du sol. Aujourd'hui ce paramètre est uniquement disponible via le radio altimètre. Les scénarios proposés dans cette catégorie permettent de montrer l'apport de notre méthode de manière très concrète.
- *Dysfonctionnements particuliers imaginés.*
Ces scénarios ont été imaginés à partir de l'analyse des cas de pannes des différents capteurs. Ils comprennent des séquences de pannes (pannes multiples), des trajectoires (Manoeuvre à vue imposée avant atterrissage) ou des terrains survolés (terrain avant piste ou profil de piste) atypiques.

On notera en effet que les dysfonctionnements observés par Airbus sont très rares, ce qui est naturellement une très bonne chose. Il nous faut donc imaginer des pires cas afin d'anticiper l'imprévu. La seconde catégorie de tests permettra en particulier d'évaluer l'algorithme de fusion de données sur des cas de dysfonctionnement de radio altimètres aux abords d'un aéroport dont le terrain alentours est jugé à risques du fait de son relief. Ces terrains et aéroports à risques ont été référencés par Airbus.

6.1.2 Trajectoires de l'avion

Les phases définies comme critiques pour un avion civil de transport de passagers sont le décollage (jusqu'à 2000ft environ), l'approche et l'atterrissage. Rappelons que la portée actuelle du radio altimètre est de 5500ft sur ce type d'avion.

On décrit ici les trajectoires que nous avons reproduites en simulation dans nos scénarios.

Trajectoires habituelles

Lors d'un décollage, on considère que l'avion reste dans l'axe de la piste. L'avion décolle à une vitesse de 280 kt et prend une pente de 8°. Un virage de 45° peut être réalisé au-delà d'une latitude de 1000ft.

Lors de l'approche, la vitesse est aux alentours de 280kts, la pente est de -3°. Il peut y avoir des virages. On peut considérer que cette phase a lieu entre 6000ft et 1000ft.

Une phase d'atterrissage se déroule à une vitesse de 250kt et une pente de -3°. Elle est stabilisée en vitesse et direction sous 1000ft.

La figure 6.1 rappelle les caractéristiques typiques de la vitesse selon les phases de vol.

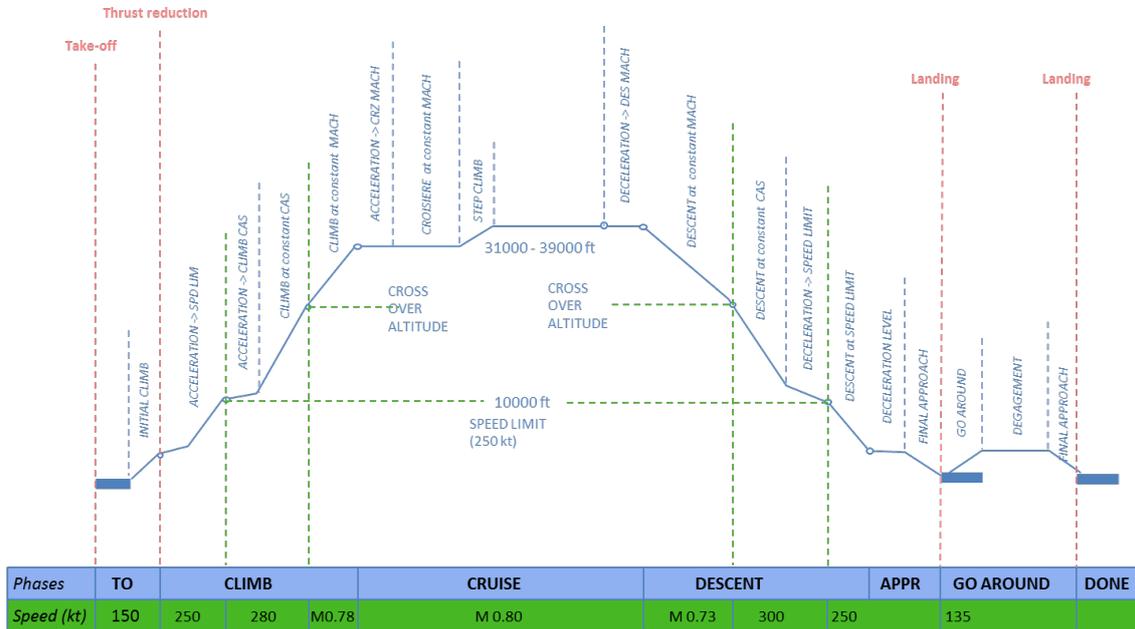


FIGURE 6.1 – Profil vertical d'un vol

Trajectoires particulières

Il peut arriver lors du décollage, sur certains aéroports, que l'avion doive prendre un virage de 45° dès 400ft pour éviter un relief. Il est commun que les virages sous 400ft soient

interdits par les aéroports, même si un avion peut prendre un virage à partir de 100ft. Nous considérerons donc le cas d'un virage à 400ft.

Lors de l'atterrissage, il peut arriver que l'avion ne soit pas stabilisé en vitesse et en trajectoire même sous 500ft. Cette situation peut être liée à l'orientation du vent ou à la présence d'un relief. Dans ce cas, l'avion fait un « circle-to-land ». On peut considérer que ce circuit se réalise à vitesse constante (250kt). Lorsque l'on tourne, on ne cherche pas à descendre et lorsque l'on descend, on ne fait pas de virage pour des questions de sécurité.

Le « circle-to-land » est l'une des manœuvres les plus dangereuses et les plus difficiles à faire avec un avion. En effet, sur de nombreux aéroports, même importants, toutes les pistes ne sont pas équipées de systèmes d'approche de précision comme l'ILS. Les avions devant toujours atterrir face au vent, il arrive souvent qu'ils soient obligés de se poser sur une piste non équipée d'ILS en utilisant l'ILS d'une autre piste pour faire leur percée sous les nuages.

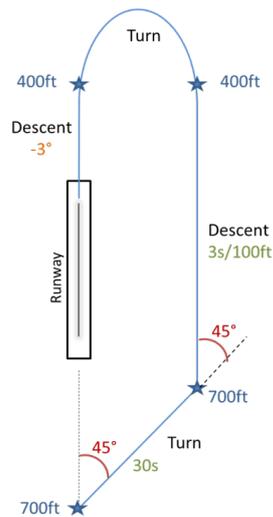


FIGURE 6.2 – Description d'une manœuvre à vue imposée

En pratique, les pilotes commencent l'approche en utilisant l'ILS d'une piste sur laquelle ils n'ont pas l'intention d'atterrir. Une fois qu'ils sortent des nuages, ils réalisent des manœuvres pour récupérer visuellement l'axe de la piste en service. Typiquement, il s'agit de se poser sur la direction réciproque de l'approche initiale. Même si l'approche est dite « aux instruments », elle reste hautement visuelle. Les pilotes doivent garder la piste en vue, la dépasser pour faire demi-tour et revenir atterrir. Par définition, ceci se passe à faible altitude et, la plupart du temps, par une météo marginale.

Le maintien du visuel sur la piste est très important. Au moindre souci, il est obligatoire de faire une remise de gaz. Selon, les terrains, il y a des contraintes qui obligent l'avion à rester dans un certain périmètre et à éviter de survoler certains endroits.

Un « circle-to-land » être décrit par les étapes suivantes :

- l'avion arrive sur l'axe de la piste mais du mauvais côté
- on fait un virage de 45° à partir de 700ft, on reste sur cet axe pendant 30s.
- on fait un nouveau virage de -45° pour être sur un axe parallèle à la piste. On descend jusqu'à 400ft. (environ 3s/100ft)
- on rejoint l'axe de la piste à altitude constante en faisant un virage de 180°
- on rejoint ensuite la piste avec une pente à -3°.

Les trajectoires décrites ici ont été testées pour Airbus mais les résultats ne sont pas reportés dans ce mémoire.

6.1.3 Terrain survolé

On présente ici les trois types de profil de terrains qui ont été utilisés dans nos scénarios.

Profil de piste

Les pistes des aéroports sont généralement assez planes (pente maximale de 2% sur la longueur de la piste). On considèrera donc une piste plane dans le cas usuel.

Cependant des profils particuliers de piste ont été recensés par l'équipe de commande de vol. Nous en avons sélectionné deux : la piste numéro 04 de l'aéroport de Dresden (EDDC04) et la piste numéro 17 de l'aéroport de Kushiro (RJCS17).

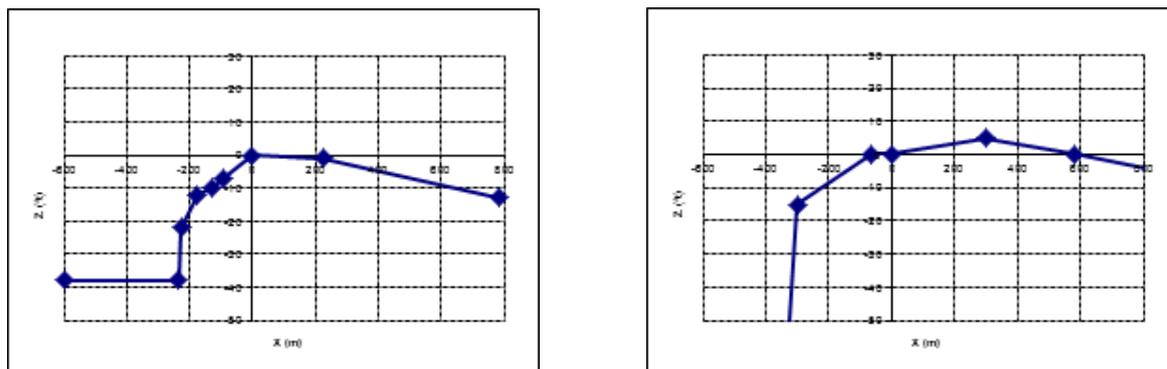


FIGURE 6.3 – Profil des pistes EDDC07 (gauche) et RJCS07 (droite)

Profil juste avant ou après piste

En général le terrain aux abords des aéroports est assez plat mais il y a des exceptions. Nous avons choisi deux cas extrêmes. L'aéroport de Panzhihua en Chine est sur un plateau d'une région très montagneuse (piste numéro 20 : ZUZH-20). Le terrain aux abords de l'aéroport de Hot Springs en Virginie aux USA a également un relief très intéressant (on a considéré la piste numéro 25 : KHSP-25).

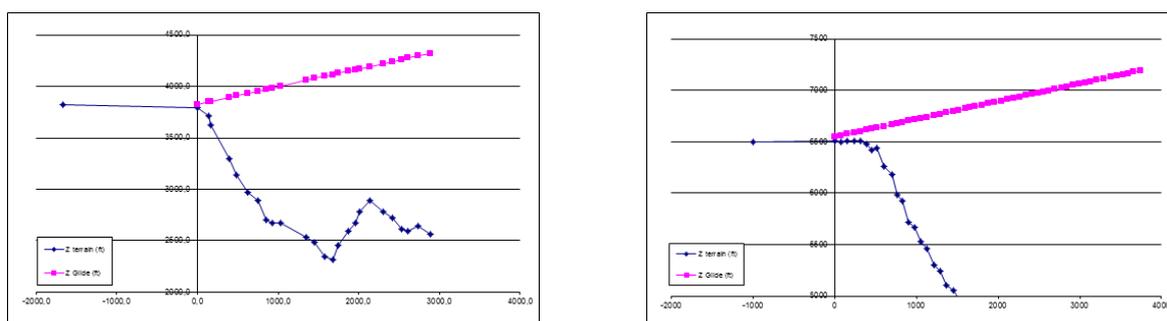


FIGURE 6.4 – Profil avant piste KHSP-25 (gauche) et ZUZH-20 (droite)

Profil de terrain plus éloigné de l'aéroport

Il est intéressant de regarder le profil du terrain en terme de relief mais aussi en terme de réflectivité. Lorsque l'on est proche de la piste, on peut considérer que le sol est assez homogène et donc on a une réflectivité assez constante. Par contre lorsque l'on s'éloigne de l'aéroport, il peut y avoir des changements de terrains survolés : rivière/autoroute/immeuble

(Toulouse) ou piste/ forêt / lac / terrain avec possibilité de points brillants dus à des camions citernes par exemple (Istres).

Nous traiterons donc des scénarios avec un terrain de réflectivité constante et des scénarios avec successivement des possibilités d'apparition de points brillants, de survol d'une forêt, d'un lac, de la terre et de la piste.

En terme de relief, on peut survoler un terrain assez plat, une ville avec des immeubles, ou un relief montagneux.

6.1.4 Séquence de modes de fonctionnement des capteurs

L'algorithme de fusion de données doit être évalué sur des scénarios présentant des séquences de pannes, mais aussi des scénarios sans panne. Les dysfonctionnements simultanés concernent a priori plutôt le même type de capteur. Mais on a aussi testé des dysfonctionnements simultanés de capteurs différents.

Nous avons élaboré une liste des cas qu'une analyse approfondie devrait couvrir pour être pertinente dans un contexte industriel. Certains de ces cas sont rapportés dans la suite du mémoire. Avec deux radio-altimètres, un récepteur GNSS et une base de données de terrain (qui pourrait constituer un équipement standard), on peut tester :

- tous les capteurs fonctionnent correctement
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf le GPS qui a une perte courte et momentanée
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf le GPS qui perd le signal d'un satellite momentanément
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf la base de donnée de terrain qui a une énorme erreur sur très peu de points
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf un radio-altimètre (avec un des cas de dysfonctionnement possible du radio altimètre)
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf les radio altimètres qui passent en mode panne, simultanément ou avec un léger décalage temporel
- tous les capteurs fonctionnent correctement sauf les radio altimètres qui ont accroché un avion survolé avec quelques instants de décalage.
- lors d'un décollage, un radio altimètre passe à -6ft pendant le roulage, quelques secondes avant le décollage (et pas depuis le départ).
- lors du passage au dessus ou en-dessous de 5500ft, tous les capteurs fonctionnent correctement sauf un radio-altimètre qui reste bloqué à la valeur 5500ft.

6.2 Présentation des résultats de simulation

Nous présentons ici les résultats de simulation obtenus pour sept scénarios représentatifs des performances atteintes par notre algorithme de fusion de données :

- Reproduction de dysfonctionnements des radio altimètres observés en service :
 - scénario 1 : pertes multiples de données radio altimétriques au décollage.
 - scénario 3 : dérive d'un radio altimètre lors d'une approche.
 - scénario 4 : couplage direct d'antenne d'un radio altimètre au décollage.
 - scénario 5 : biais sur un radio altimètre en approche.
- Dysfonctionnements particuliers imaginés :
 - scénario 2 : similaire au scénario 1 mais apport d'un indicateur de sol.
 - scénario 6 : mesure radio altimétriques figées en approche sur terrain particulier.

scénario 7 : défaillance multiples au décollage sur terrain particulier.

Pour réduire les temps de calcul, nos tests ont été réalisés avec un pas d'échantillonnage égal à 1s. Tous les capteurs ont été échantillonnés avec ce même pas. Le passage à des cadences d'échantillonnage multiples ne présente pas d'obstacle conceptuel avec les techniques de type filtrage de Kalman mises en œuvre ici. Un inconvénient de ce pas d'échantillonnage assez élevé est que les retards à la détection constatés dans nos simulations ne sont pas significatifs.

Scénario 1 : Pertes multiples de données de radio altimètre pendant une phase de décollage

Description

Il s'agit d'une phase de roulage juste avant le décollage au dessus d'un terrain plat. L'avion est équipé de 3 radio altimètres. Le scénario comporte de multiples pertes de mesures, certaines simultanées.

Mesures données par les capteurs

- Les mesures du radio altimètre 1 ne sont pas disponibles : de $t = 0s$ à $t = 25s$, de $t = 28s$ à $t = 31s$, de $t = 33s$ à $t = 36s$, et à $t = 38s$.
- Les mesures du radio altimètre 2 ne sont pas disponibles : de $t = 2s$ à $t = 3s$, de $t = 25s$ à $t = 27s$, à $t = 29s$, de $t = 32s$ à $t = 34s$, et de $t = 36s$ à $t = 38s$.
- Les mesures du radio altimètre 3 ne sont pas disponibles : à $t = 28s$, à $t = 30s$, et de $t = 36s$ à $t = 38s$

On notera que les mesures des trois RA sont simultanément indisponibles à $t = 36s$ et $t = 38s$.

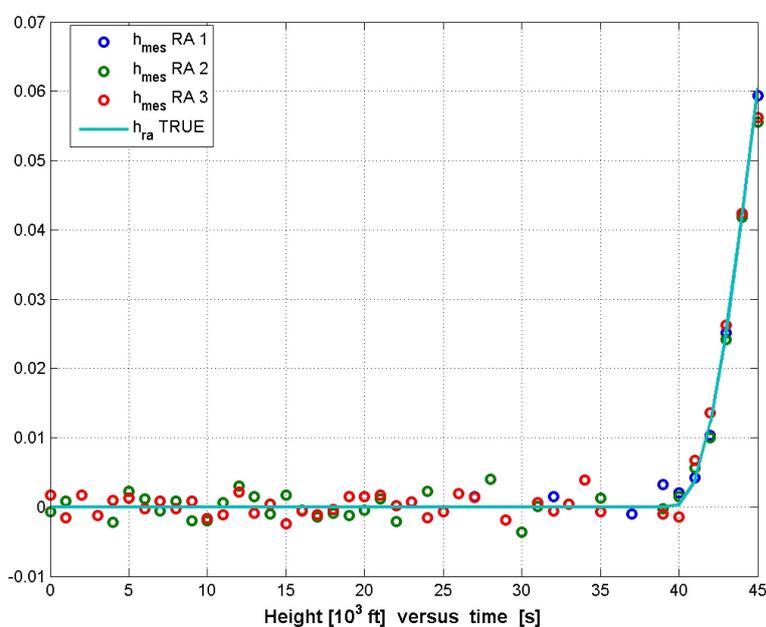


FIGURE 6.5 – Scénario 1 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

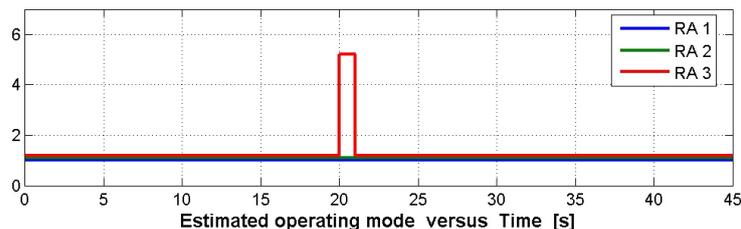


FIGURE 6.6 – Scénario 1 : Modes de fonctionnement estimés des radio altimètres

Les modes de fonctionnement sont correctement estimés (figure 6.6) sauf à $t=20s$ où le RA 3 est déclaré en mode mesure figée ($s_2^{RA0} = 5$). Cet état n'est pas celui attendu mais correspond à un état tout à fait vraisemblable étant donné que l'altitude réelle ne varie pas dans cette phase de vol. D'ailleurs, la hauteur estimée reste tout à fait correcte.

Il est clair que des oscillations dans la décision (i.e. le choix du mode) ne devraient pas être fournies à un opérateur humain car il ne saura pas les interpréter correctement. Pour une installation dans un cadre opérationnel, il faudra donc envisager une sorte de filtrage dans les situations d'indiscernabilité.

Aux instants $t=36s$ et $t=38s$, l'intervalle de confiance de l'estimé (figure 6.7) s'agrandit parce que l'algorithme fonctionne uniquement en prédiction.

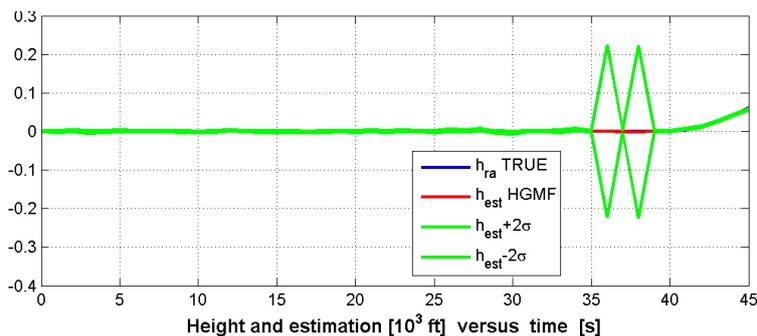


FIGURE 6.7 – Scénario 1 : Hauteur estimée

Il faut noter que la précision de la HRA (hauteur relative de l'avion au dessus du sol) est meilleure avec l'algorithme de fusion qu'avec l'utilisation des données d'un seul radio altimètre même en bon état de fonctionnement. Ceci était bien sûr prévisible dans la mesure où la fusion réalise naturellement une moyenne des trois mesures disponibles, quand elles le sont. Quand tous les RA sont indisponibles, l'algorithme continue de fournir une estimation, fruit de la seule prédiction qui privilégie un sol "plat".

Scénario 2 : Apport de l'intégration de l'indicateur de sol

Description

Ce scénario est identique au précédent à ceci près qu'un indicateur de sol a été ajouté.

Résultats

On remarque sur la figure 6.8 que le mode de fonctionnement du RA 3 est toujours erroné à $t=20s$. C'est parce que, rappelons-le, ce mode est indiscernable du mode nominal qu'il faudrait obtenir.

Par contre la figure 6.9 montre que la précision de la HRA estimée ne se dégrade maintenant plus de manière significative aux moments des indisponibilités simultanées des trois radio altimètres. Ce scénario montre tout l'intérêt d'utiliser un indicateur de sol.

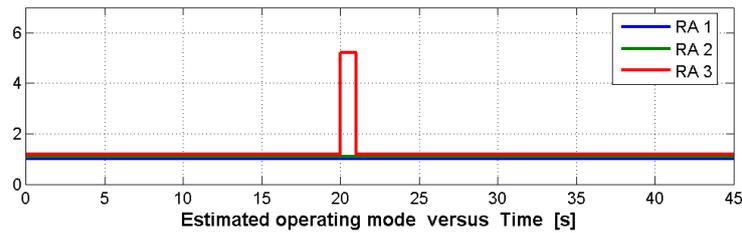


FIGURE 6.8 – Scénario 2 : Modes de fonctionnement estimés des radio altimètres

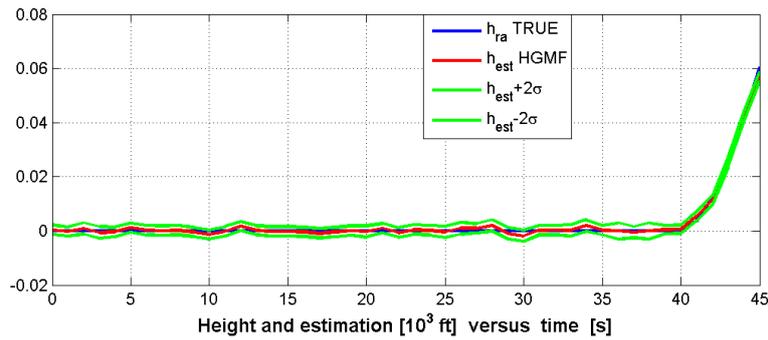


FIGURE 6.9 – Scénario 2 : Hauteur estimée

Scénario 3 : Mesures erronées pendant la phase d'approche**Description**

Il s'agit d'une phase de décélération en palier à 2000ft pendant l'approche au dessus d'un terrain plat. L'avion est équipé de deux radio altimètres, une base de données de terrain et un GNSS.

Le radio altimètre 1 dérive continûment et donne des mesures qui chutent de 1983ft à 288ft en 4s puis indique 288ft pendant 10s. Les conditions météorologiques indiquent la présence de pluie et de cumulonimbus. On peut donc penser que cette défaillance est due à une réflexion de l'onde sur un nuage. Tous les autres capteurs sont dans un état nominal.

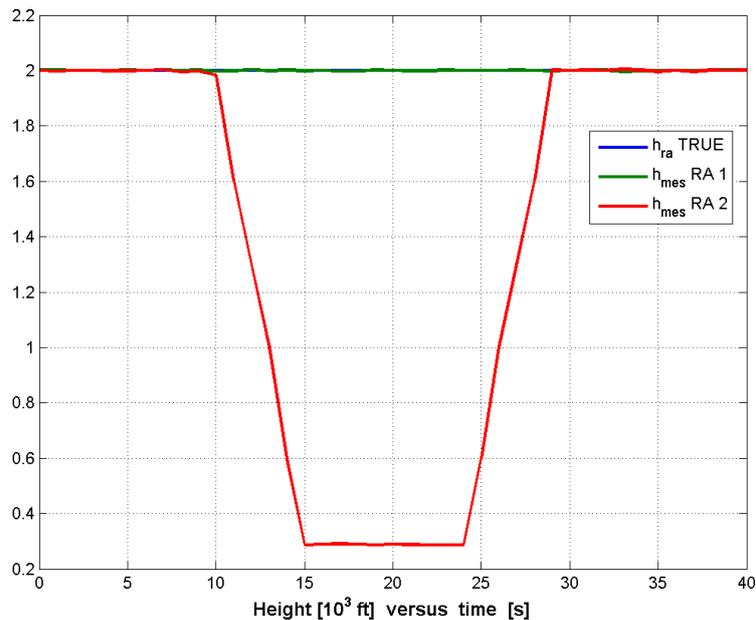
Mesures données par les radio altimètres

FIGURE 6.10 – Scénario 3 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

Rappelons que le modèle du radio altimètre utilisé pour la fusion ne contient pas de description d'un mode de dérive de la mesure. Par contre, il comporte un mode dit de mesure biaisée. C'est ce mode qui va être choisi par l'algorithme de fusion comme étant le plus probable dès que la dérive atteindra une valeur suffisante.

La figure montre effectivement une détection du passage en mode biaisé ($s^RA = 2$) pour le RA 1 à l'instant $t=11s$. L'estimation de la hauteur HRA reste correcte mais l'intervalle de confiance augmente légèrement, vraisemblablement parce que le biais estimé présente une variance non négligeable.

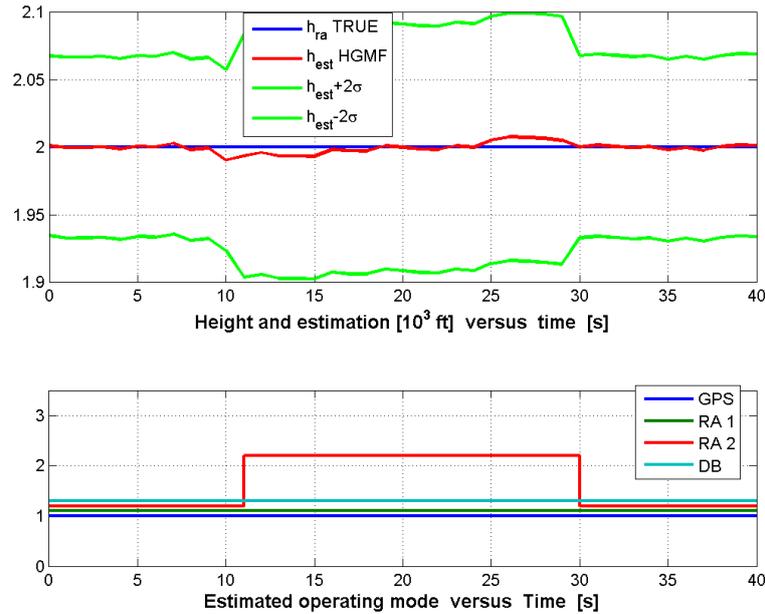


FIGURE 6.11 – Scénario 3 : Hauteur estimée et modes de fonctionnement estimés

Sur la figure 6.12, nous avons tracé la précision théorique (à 2σ) de la hauteur délivrée par un radio altimètre et de notre estimé de la hauteur. Avant la panne, la précision d'un radio altimètre seul est $2\sigma = 100ft$. Avec deux radio altimètres, les inverses des variances s'ajoutent et on obtient une précision de $2\sigma = \sqrt{2}50ft \approx 75ft$. Lors de l'apparition de la panne, la fusion conserve l'avantage sur l'utilisation d'un radio altimètre en mode nominal puisque la précision s'établit à $90ft < 100ft$.

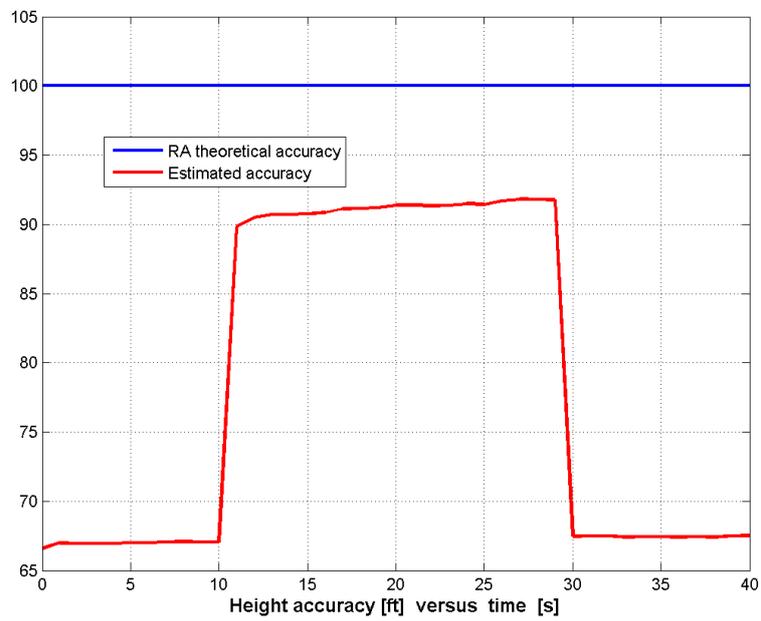


FIGURE 6.12 – Scénario 3 : Précision de la hauteur HRA

Scénario 4 : Mesures d'un radio altimètre figées à -6ft pendant le décollage et la montée**Description**

Il s'agit d'un décollage au dessus d'un terrain plat. L'avion est équipé de deux radio altimètres, une base de données de terrain et un GNSS.

L'un des radio altimètres est sujet à un couplage direct d'antenne, et donne une mesure de -6 pieds pendant toute la phase de décollage ainsi que pendant la montée. Tous les autres capteurs sont dans un état nominal.

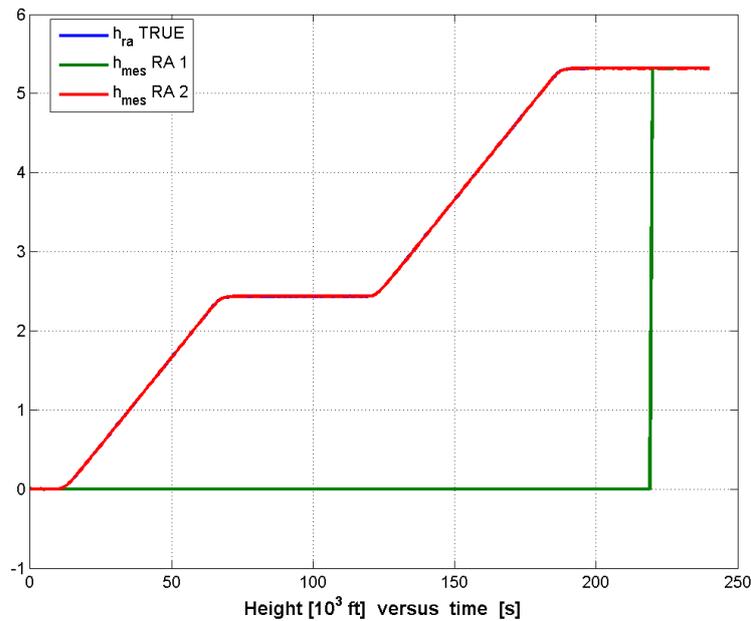
Mesures données par les radio altimètres

FIGURE 6.13 – Scénario 4 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

A l'apparition de la panne, l'algorithme de fusion de données détecte transitoirement la présence d'un biais ($s^{RA} = 2$) puis opte immédiatement pour une mesure figée ($s^{RA} = 5$). La vraie défaillance est en réalité un couplage d'antennes directe. A noter que cette erreur de détection n'a pas d'impact sur l'estimation de la hauteur (figure 6.14). Elle s'explique par une indiscernabilité entre le mode de défaillance effectif et ceux choisis. Sur un horizon court, le passage à -6ft et l'apparition d'un biais sont en effet indiscernables. Sur un horizon plus long, il n'y a pas de différence entre une mesure figée et une mesure fixée à -6ft.

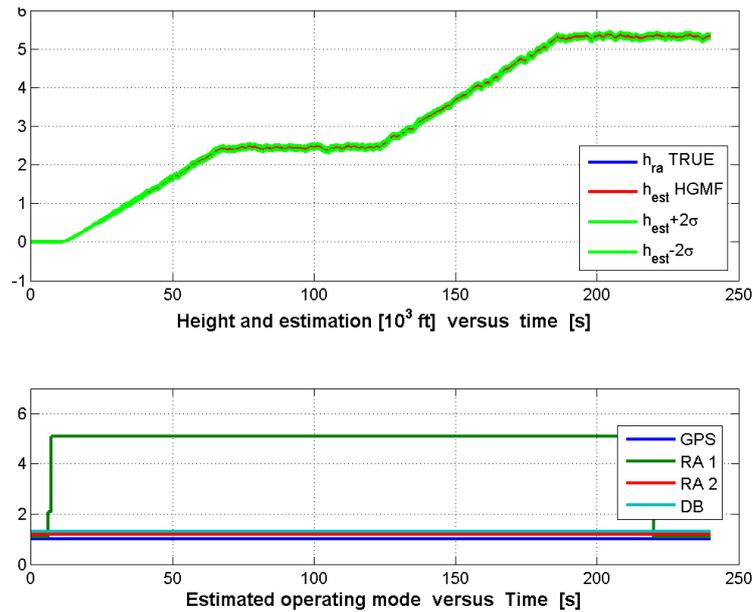


FIGURE 6.14 – Scénario 4 : Hauteur estimée et modes de fonctionnement estimés

Les courbes (figure 6.15) montrant la précision théorique d'un radio altimètre lors de cette phase de décollage (qui se dégrade avec l'altitude) comparée à celle de l'estimé fournit par l'algorithme de fusion montre à nouveau l'intérêt de l'approche proposée.

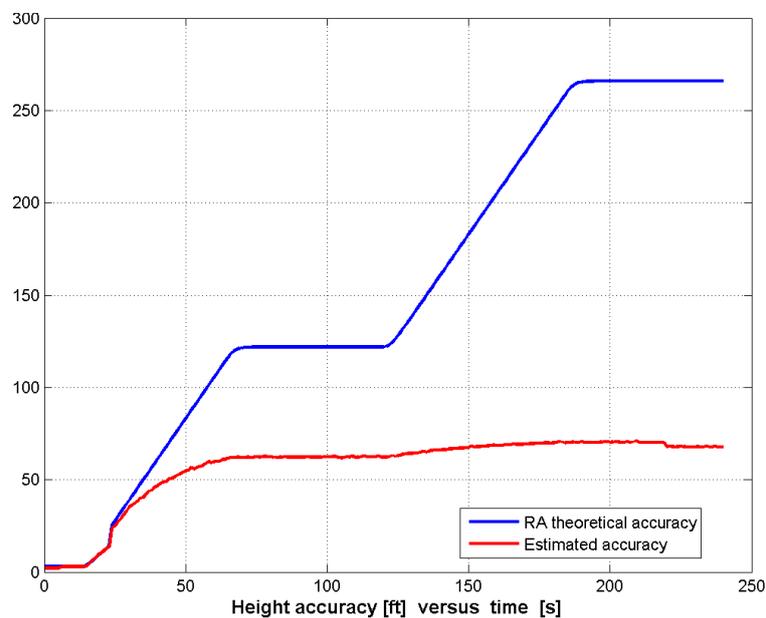


FIGURE 6.15 – Scénario 4 : Précision de la hauteur HRA

Il est à noter que la présence d'un récepteur GNSS et d'une base de donnée terrain permet en plus de fournir des estimés de l'altitude du sol et de l'altitude de l'avion. Ces estimations sont montrées sur la figure 6.16.

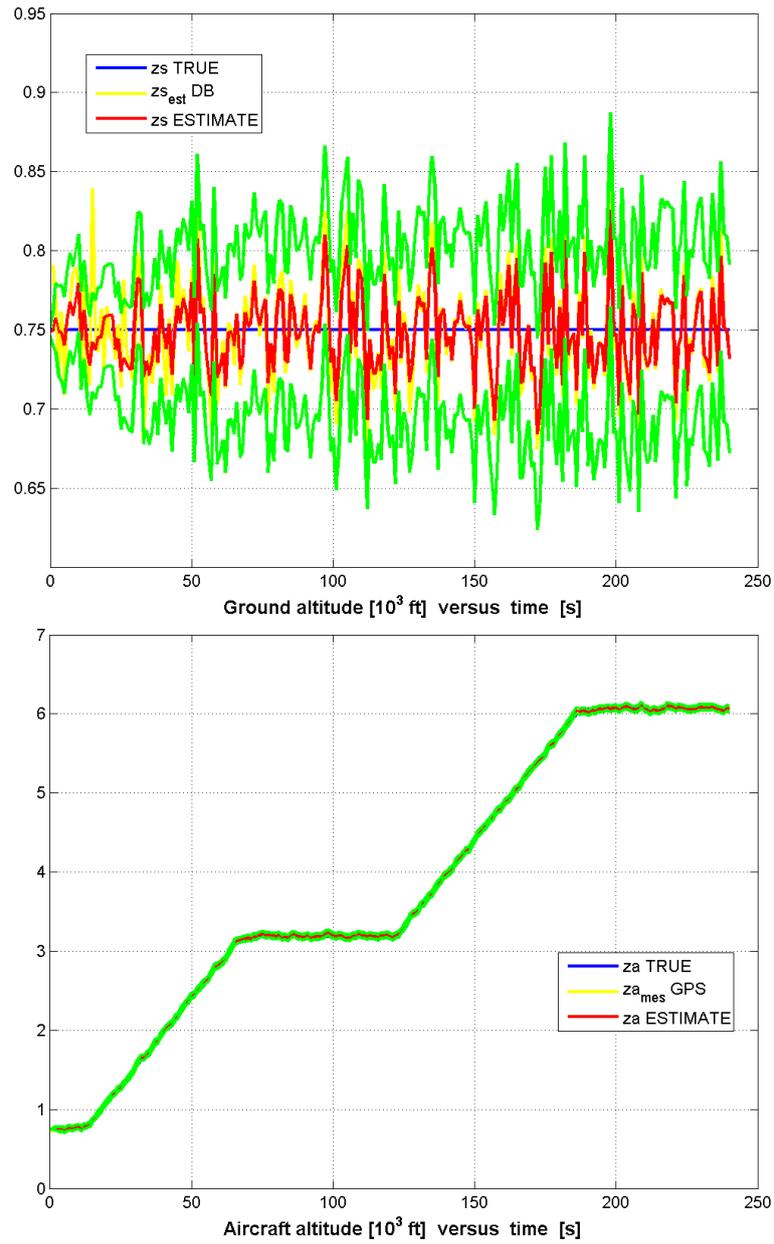


FIGURE 6.16 – Scénario 4 : Estimation de l'altitude du sol et de l'avion

Scénario 5 : Mesures biaisées d'un radio altimètre sous 150ft

Description

Il s'agit d'une phase finale d'atterrissage, de 130 pieds à 25 pieds, au dessus d'un terrain plat. L'avion est équipé de deux radio altimètres, une base de données de terrain et un GNSS. L'un des radio altimètres présente un dysfonctionnement : sa mesure est biaisée pendant une dizaine de secondes. Tous les autres capteurs sont dans un état nominal.

Mesures données par les radio altimètres

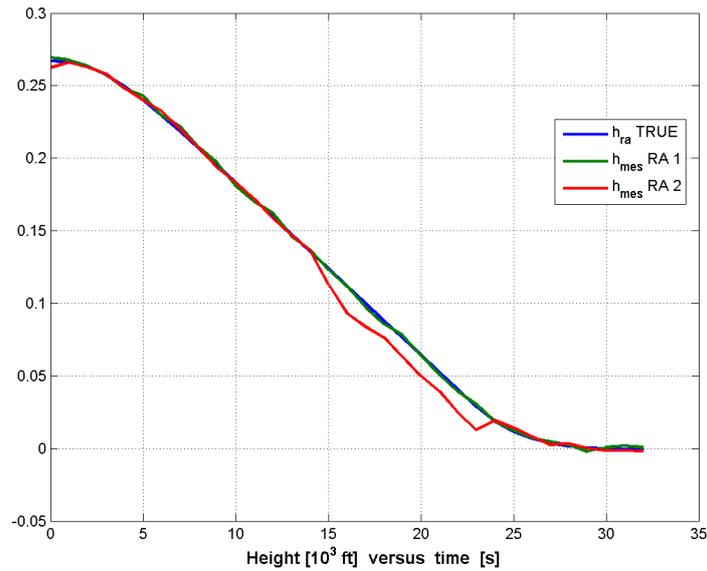


FIGURE 6.17 – Scénario 5 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

L'algorithme de fusion de données détecte correctement la défaillance du radio altimètre (présence d'un biais, $s^{RA} = 2$) comme le montre la figure 6.18. On y voit aussi que l'estimation de la HRA reste correcte.

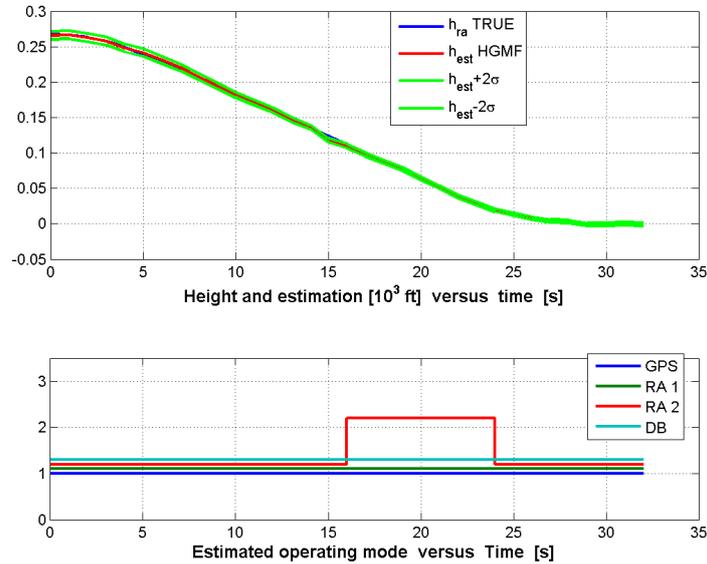


FIGURE 6.18 – Scénario 5 : Hauteur estimée et modes de fonctionnement estimés

Comme précédemment, la précision de la hauteur HRA estimée par l'algorithme de fusion reste meilleure que celle de la mesure d'un seul radio altimètre et cela tout au long de la trajectoire (figure 6.19).

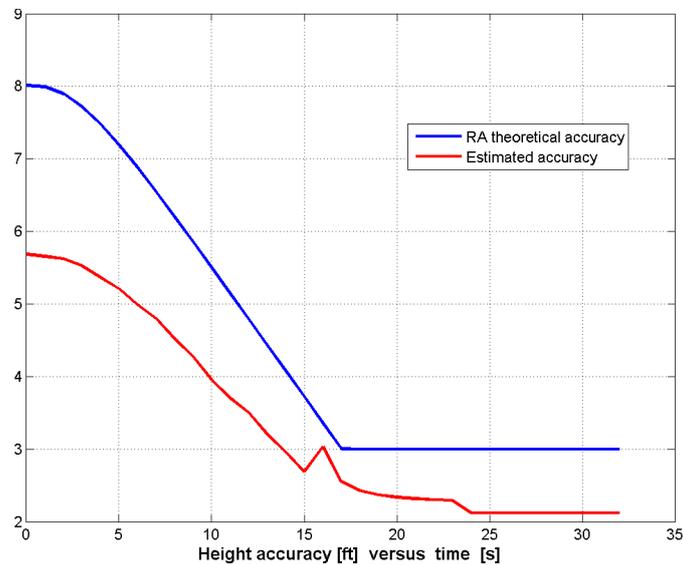


FIGURE 6.19 – Scénario 5 : Précision de la hauteur HRA

Scénario 6 : Mesures figées d'un radio altimètre lors d'une phase d'approche au dessus d'un terrain spécifique**Description**

Il s'agit d'une phase d'approche et d'atterrissage sur la piste KHSP-20 à Panzhihua en Chine. L'avion est équipé de deux radio altimètres, une base de données de terrain et un GNSS. Une séquence complexe de pannes multiples a été imaginée. Le radio altimètre 1 présente une mesure figée entre $t = 45s$ et $t = 60s$. Le radio altimètre 2 est en mode de fonctionnement nominal. Il y a une erreur dans la base de données de terrain à $t = 20s$ et $t = 21s$. On a une perte de réception GPS entre $t = 70s$ et $t = 74s$.

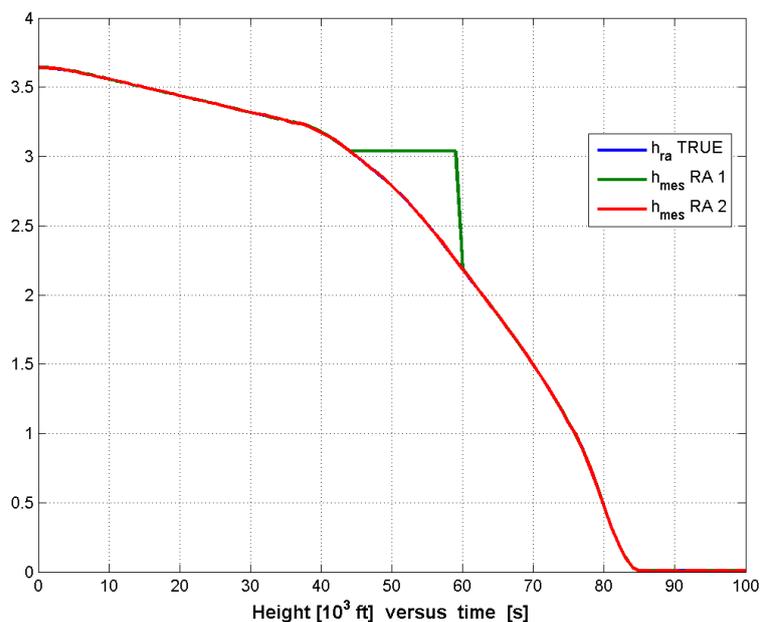
Mesures données par les radio altimètres

FIGURE 6.20 – Scénario 6 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

L'algorithme de fusion de données détecte correctement la défaillance du radio altimètre ainsi que le point erroné dans la base de données de terrain (figure 6.21).

Comme dans tous nos essais, l'estimation de la hauteur HRA reste très bonne et la précision de la hauteur HRA (figure 6.22) toujours meilleure que celle d'un radio altimètre. On voit cependant nettement apparaître les dégradations de la précision estimée à chaque fois qu'un dysfonctionnement apparaît et est détecté.

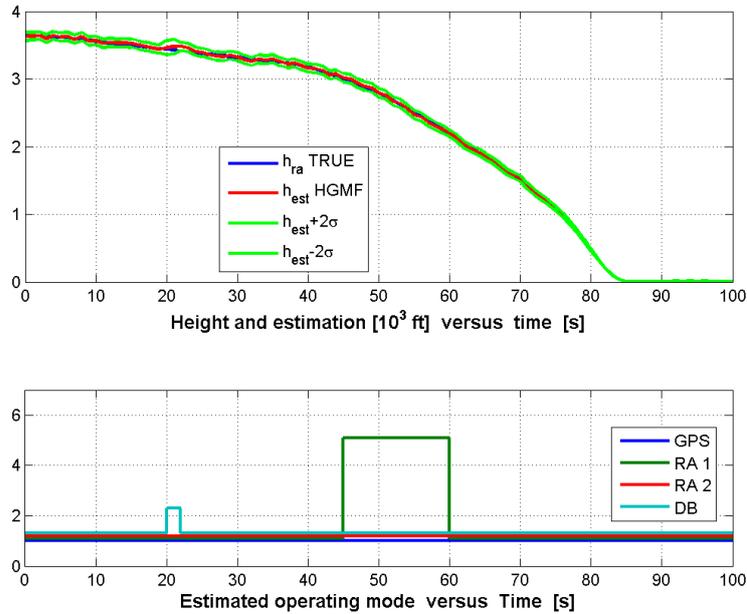


FIGURE 6.21 – Scénario 6 : Hauteur estimée et modes de fonctionnement estimés

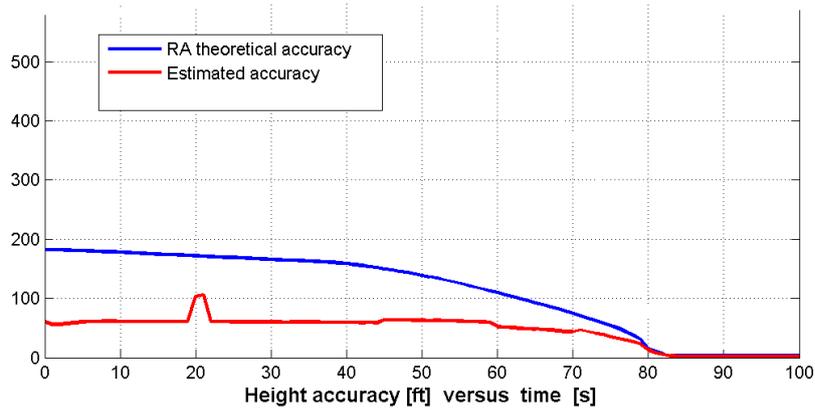


FIGURE 6.22 – Scénario 6 : Précision de la hauteur HRA

Du fait de la présence d'un GPS et d'une base de données de terrain, l'algorithme de fusion de données délivre aussi une estimation de l'altitude de l'avion et de l'altitude du sol (figure 6.23). On voit ici aussi apparaître la défaillance de la base de données de terrain et du GPS ainsi que leurs effets.

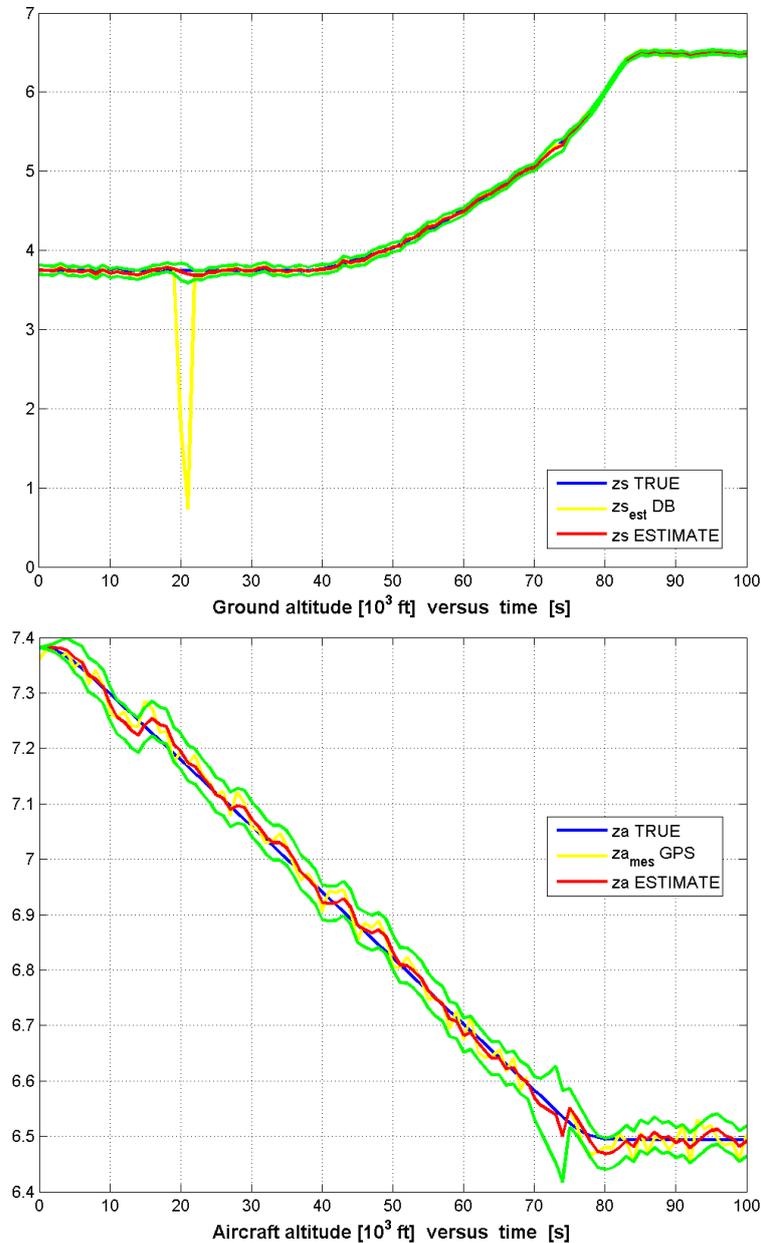


FIGURE 6.23 – Scénario 6 : Estimation de l'altitude du terrain et de l'avion

A noter que dans ces situations d'atterrissage, l'estimation de l'altitude de l'avion peut être utilisée pour déterminer la hauteur par rapport au seuil de piste (quand son altitude est connue). C'est une information qui peut être demandée par certaines fonctions d'aide au pilotage.

Scénario 7 : Mesures figées d'un radio altimètre lors d'un décollage au dessus d'un terrain spécifique et dysfonctionnement d'autres capteurs

Description

Il s'agit d'une phase de décollage au dessus de la piste KHSP-20 à Hot Springs aux Etats-Unis. Cet aéroport a été choisi pour son profil de relief survolé particulier. L'avion est équipé de deux radio altimètres, une base de données de terrain et un GNSS. On a imaginé une succession de défaillances. Le radio altimètre 1 donne une mesure figée entre les instants $t=45s$ et $t=59s$. Le radio altimètre 2 est toujours en mode de fonctionnement correct. La base de données de terrain est erronée à l'instant $t=20s$. Le GNSS fonctionne correctement pendant toute la phase du vol.

Mesures données par les radio altimètres

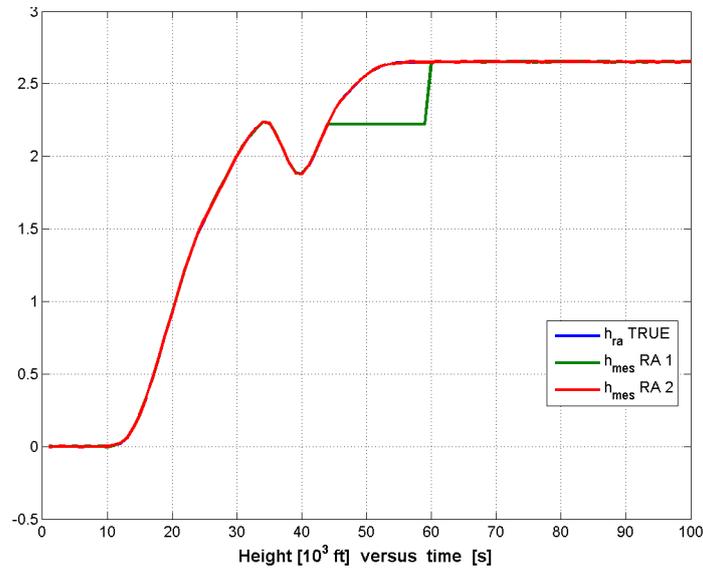


FIGURE 6.24 – Scénario 7 : Mesures données par les radio altimètres

Résultats

Les défaillances du radio altimètre et de la base de données de terrain sont correctement détectées (figure 6.25). L'estimation de la hauteur HRA est correcte et sa précision est toujours meilleure que celle d'un radio altimètre (figure 6.26).

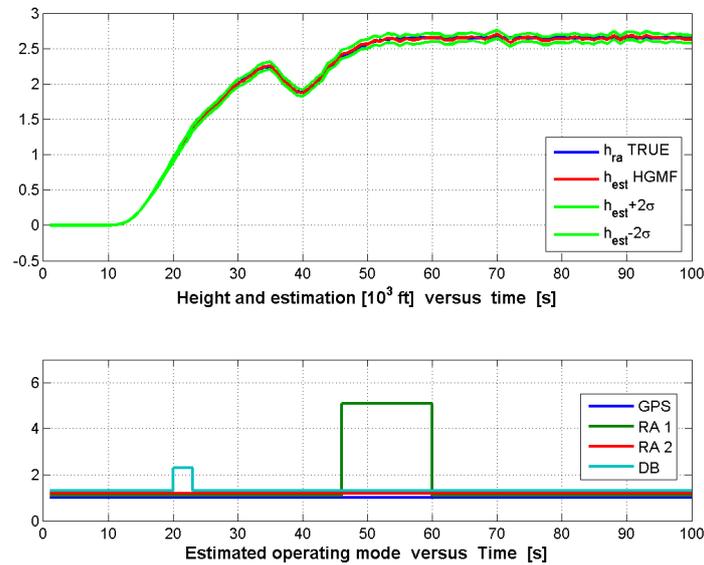


FIGURE 6.25 – Scénario 7 : Hauteur estimée et modes de fonctionnement estimés

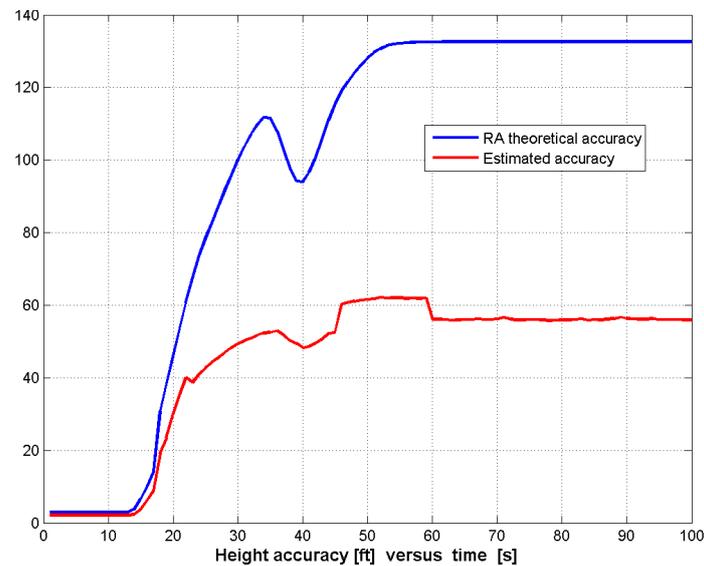


FIGURE 6.26 – Scénario 7 : Précision de la hauteur HRA

Les estimations de l'altitude de l'avion et du sol sont présentées sur la figure 6.27. On notera que très transitoirement l'intervalle de confiance à 2σ est sous-évalué, la valeur vraie de l'altitude avion n'y appartenant pas. On surestime donc un peu la précision de notre estimé. Un réglage de l'algorithme de fusion devrait permettre de corriger cette anomalie pour récupérer une estimation intègre de l'altitude de l'avion. A noter que néanmoins l'estimation de la hauteur de l'avion par rapport au sol est elle intègre tout au long de l'essai.

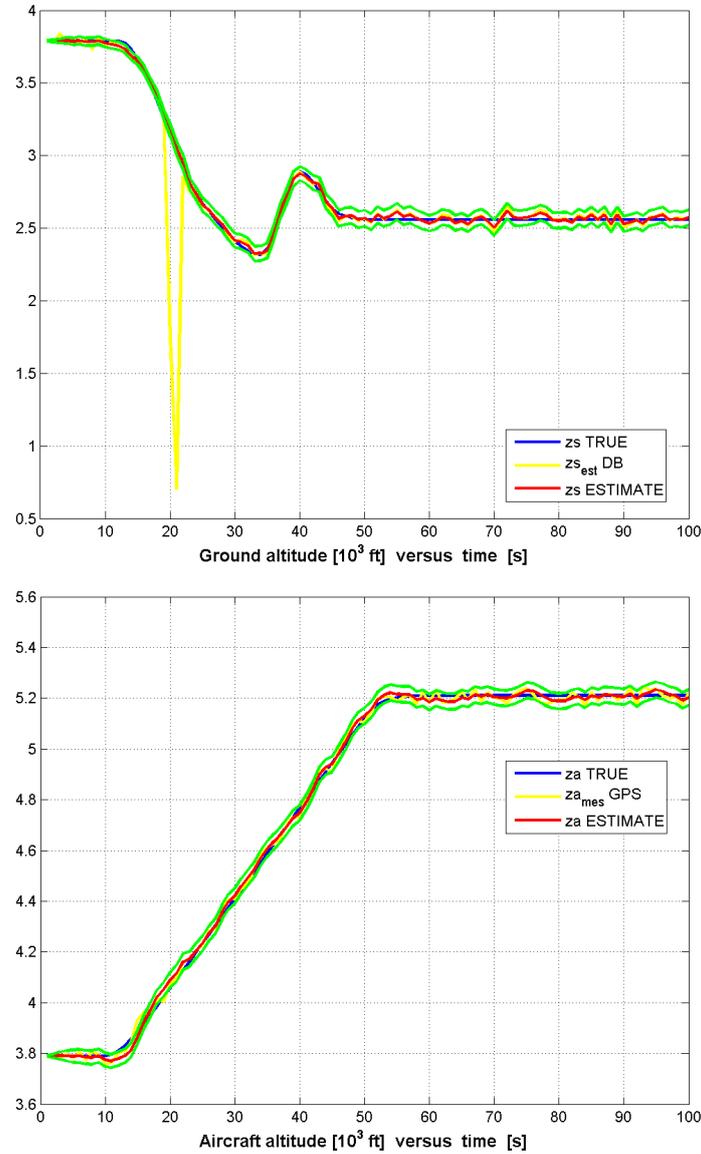


FIGURE 6.27 – Scénario 7 : Estimation de l'altitude du terrain et de l'avion

6.3 Conclusion sur les tests

L'algorithme de fusion de données a été testé différents jeux de capteurs : trois radio altimètres, trois radio altimètres et un indicateur de sol, deux radio altimètres, deux radio altimètres avec un GNSS et une base de données de terrain. Il s'est montré efficace dans tous les cas simulés. La précision obtenue est toujours meilleure que celle que l'on aurait avec un radio altimètre utilisé seul. L'intégrité de l'estimation de la hauteur HRA a été démontrée.

Quelques points particuliers sont à souligner :

L'utilisation d'un GNSS et d'une base de données de terrain permet d'estimer l'altitude avion et l'altitude du sol de façon pertinente en plus de la hauteur HRA. Ceci peut être mis à profit pour obtenir une estimation de la hauteur au-dessus du seuil de piste HRT.

L'utilisation d'un indicateur de sol est efficace pour détecter des pannes simultanées des radio altimètres lors du roulage.

De manière évidente, l'estimation est toujours disponible par conception de l'algorithme de fusion de données. Son fonctionnement n'est pas sensible sur le principe à l'indisponibilité de capteurs. La précision dépend cependant des mesures disponibles et de leurs caractéristiques.

Ce chapitre propose des axes d'amélioration concernant aussi bien les capteurs à utiliser que des modèles de capteurs à améliorer et présente quelques pistes de réduction du coût calculatoire de l'algorithme.

7.1 Introduire de nouveaux capteurs

Le modèle utilisé par l'outil de fusion pour représenter la cinématique de l'avion sur l'axe vertical est un modèle du second ordre, où l'accélération est un bruit coloré. Ainsi, quand il n'y a pas d'apport d'information (mesure) sur une phase de vol assez longue, l'accélération verticale estimée tend vers zéro, et la vitesse verticale tend vers une constante indéterminée a priori. Ce choix peut donc être largement contredit par les faits, dès lors que l'avion n'est pas en palier, c'est-à-dire en approche, au décollage, et lors des manoeuvre de flare et d'arrondi. Un autre choix pourrait être d'écrire que la vitesse verticale verticale reste constante, ou bien qu'elle tend vers zéro... Mais quelque soit la modélisation retenue, il est évident que l'on pourra améliorer les résultats de l'estimation, en exploitant la mesure d'un capteur de vitesse verticale (ex : GPS, baromètre/INS...), ou même celle d'un capteur d'accélération verticale.

Au cours de cette étude, nous n'avons pas testé la fusion de données avec un télémètre laser. Le simulateur de mesure LIDAR a été développé mais son traitement par l'outil de fusion n'a pas été analysé. D'un point de vue purement fonctionnel, un LIDAR est très similaire à un RA. Compte tenu de sa précision il est certain que son utilisation apportera un gain sur les estimations, et il sera bien entendu très intéressant de faire des essais pour le quantifier. Néanmoins, et c'est la raison pour laquelle son test n'a pas été jugé prioritaire, il faut garder en tête que l'intérêt d'installer un LIDAR ou un télémètre laser à bord de l'avion ne pourra être évalué que lorsqu'une modélisation assez fine de ses défaillances sera disponible.

De même, au cours de cette étude, nous n'avons pas testé la fusion de données avec un GPS en mode relatif au décollage ni avec un baromètre. Sur le principe, on sait que l'on gagnera au moins sur des horizons de temps courts. Mais une évaluation précise du gain en simulation demanderait une modélisation de l'évolution des erreurs lors de cette phase de vol, modélisation qui n'a pas été développée pour l'instant.

7.2 Réduction du coût calculatoire

7.2.1 Regroupement des signatures de pannes

Une première façon de réduire le coût de calcul est de réduire le nombre de pannes décrites. Par exemple, pour la radio-altimètre, aujourd'hui, cinq cas de défaillance ont été retenus : mesure nominale, mesure biaisée, mesure figée (à la dernière valeur mesurée), mesure fixée à -6 pieds (couplage direct) et mesure fixée à 25 pieds (accrochage sur le train d'atterrissage). Les cas de dysfonctionnements entraînant une mesure fixée à -6 pieds ou à 25 pieds pourraient être regroupés un seul cas de panne où la mesure se fixe à une valeur constante. Naturellement, on peut s'attendre à une dégradation des performances en terme de temps de réponse de l'algorithme. Mais la perte de performance, même si elle existe, est à mettre en regard du gain en complexité. On peut aussi aller encore plus loin et ne plus considérer que trois modes de fonctionnement : mesure nominale, mesure biaisée, mesure fixée.

Pour illustrer ceci, nous avons comparé les performances de l'algorithme présenté plus haut avec une version pour laquelle les trois modes (mesure figée, mesure fixée à -6ft et mesure fixée à 25ft) ont été regroupés en un seul. Le scénario retenu est un couplage direct au décollage au dessus d'un terrain plat (scénario identique au scénario 4). La figure 7.1 rappelle les mesures des radio altimètres. Les figures 7.2 et 7.3 illustrent le résultat de la fusion sans et avec regroupement des signatures. Nous avons gardé la même nomenclature des pannes, c'est pourquoi le mode 5 est détecté sur la figure 7.3 alors qu'on ne considère plus que trois modes possibles (nominal, biaisé, mesure figée). On notera la légère augmentation du retard à la détection quand les trois modes de panne sont regroupés. Cette dégradation du temps de réponse devra être évaluée avec plus de précision en réduisant le pas d'échantillonnage de la simulation pour décider si elle est acceptable au regard du gain en coût calculatoire.

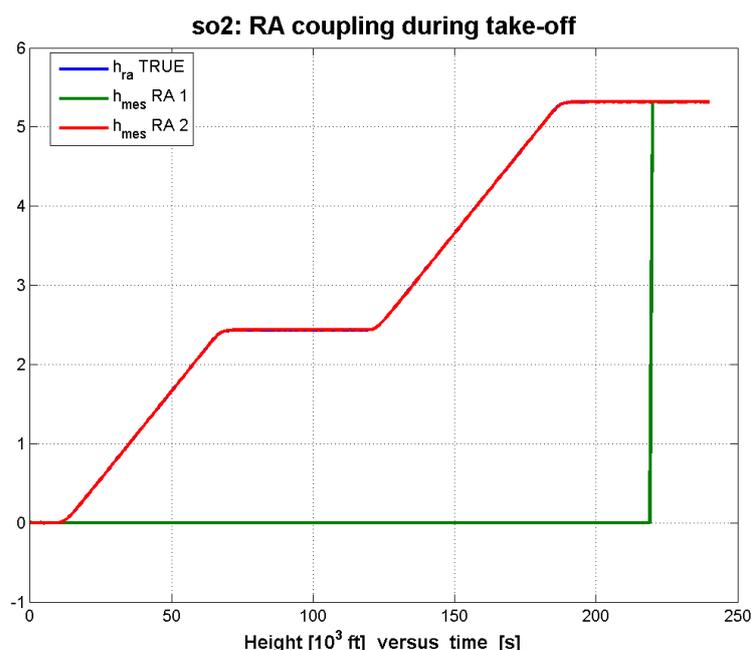


FIGURE 7.1 – Mesures données par les radio altimètres

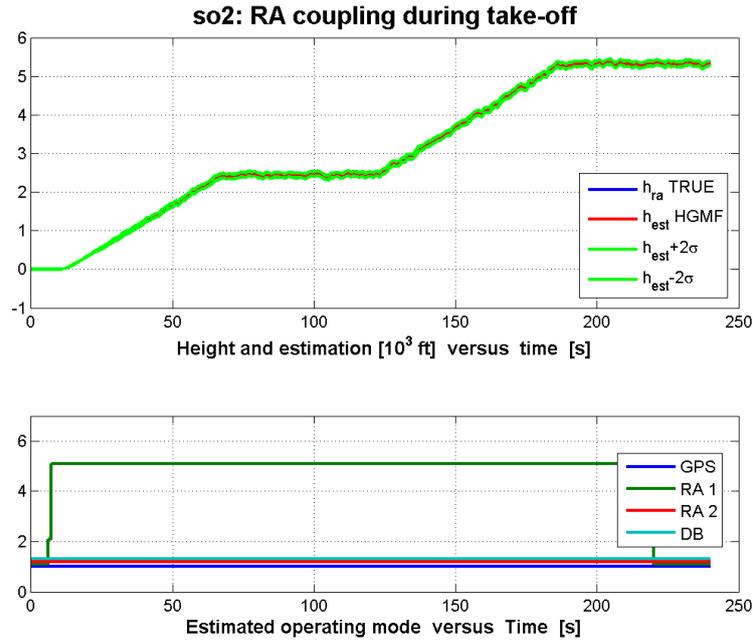


FIGURE 7.2 – Estimation sans regroupement des signatures

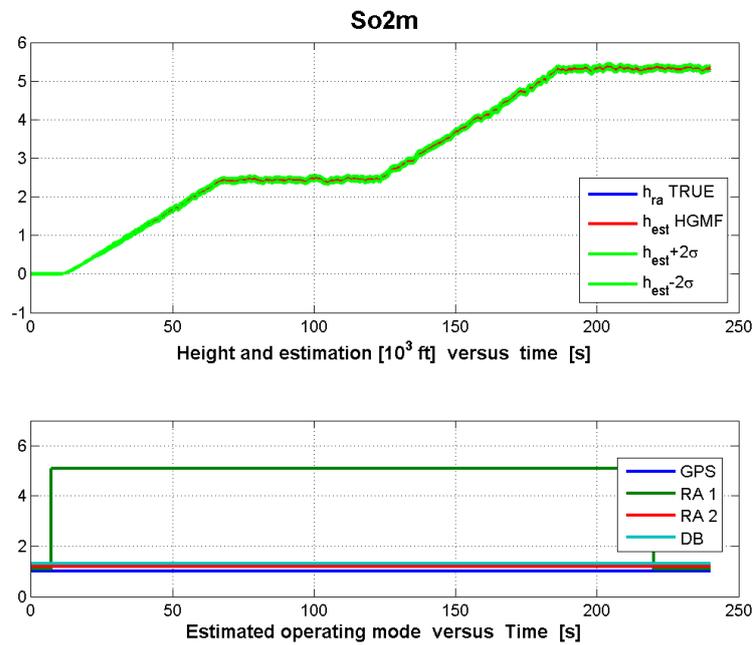


FIGURE 7.3 – Estimation avec regroupement des signatures

Une autre manière de regrouper des signatures de pannes est de considérer que chaque capteur délivre sa précision à chaque instant. Dans ce cas, le mode dégradé peut être regroupé avec le mode nominal puisque les variations de précision des capteurs n'ont plus à être détectées.

7.2.2 Réduire le nombre de transitions de modes à explorer

L'effort de calcul peut être réduit en testant uniquement les transitions à partir du mode actuel ou à partir des modes les plus probables. Dans ces cas, les simulations sont beaucoup plus rapides car toutes les transitions de mode de fonctionnement ne sont pas explorées.

Considérons par exemple un système constitué de deux radio altimètres, un GNSS et une base de données de terrain, et des modèles pour la fusion comportant respectivement 5 modes (RA), 2 modes (GNSS), 2 modes (BDT). On aboutit alors globalement à $5 \times 5 \times 2 \times 2 = 100$ modes de fonctionnement. Aujourd'hui, le simulateur explore donc dans ce cas 100×100 transitions. Si l'on ne considère que les transitions à partir du mode le plus probable, seules 1×100 transitions ne seraient explorées. D'où un gain de 100 en temps de calcul. Il est évident que ceci peut dégrader les performances de l'estimation. Un compromis entre le coût de calcul et les performances désirées doit être trouvé.

L'exemple suivant, reprenant le scénario 7, montre que le retard à la détection est plus important lorsque l'on ne considère que le mode le plus probable. Cela semble naturel car la détection d'un mode figé nécessite une accumulation de mesures avant de détecter que la mesure courante s'écarte des valeurs précédentes. La figure 7.4 rappelle les mesures délivrées par le radio altimètre et la figure 7.5 le résultat d'estimation. Si on n'explore plus que les transitions en partant du mode le plus probable, on obtient le résultat présenté sur la figure 7.6.

D'autres simulations réalisées examinant les transitions partant des deux modes les plus probables montrent que ce retard peut être très réduit avec un volume de calcul maîtrisé. D'autres configurations sont aussi envisageables et pourraient présenter un intérêt qui reste à évaluer : conserver 1 ou 2 modes les plus probables conjointement au mode nominal, conserver les modes dont la probabilité dépasse un certain seuil (donc un nombre variable de modes).

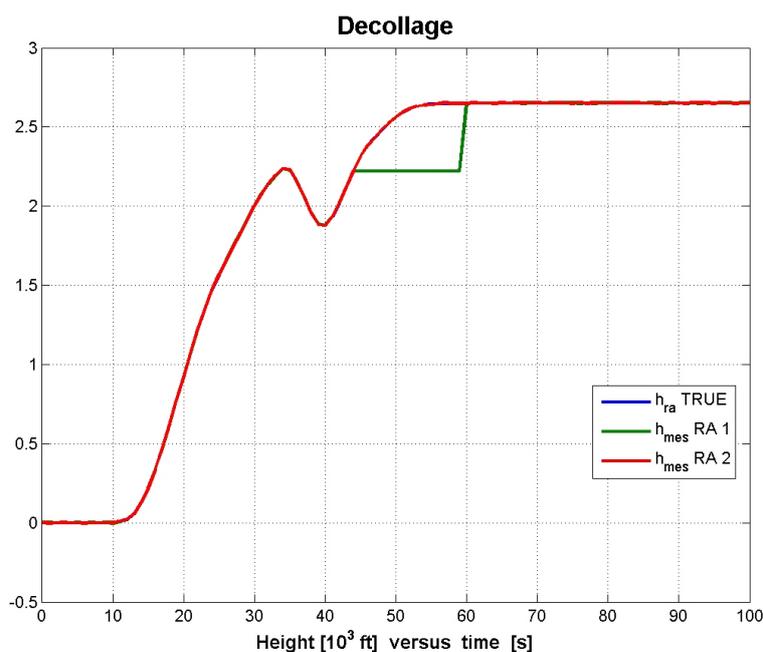


FIGURE 7.4 – Mesures données par les radio altimètres

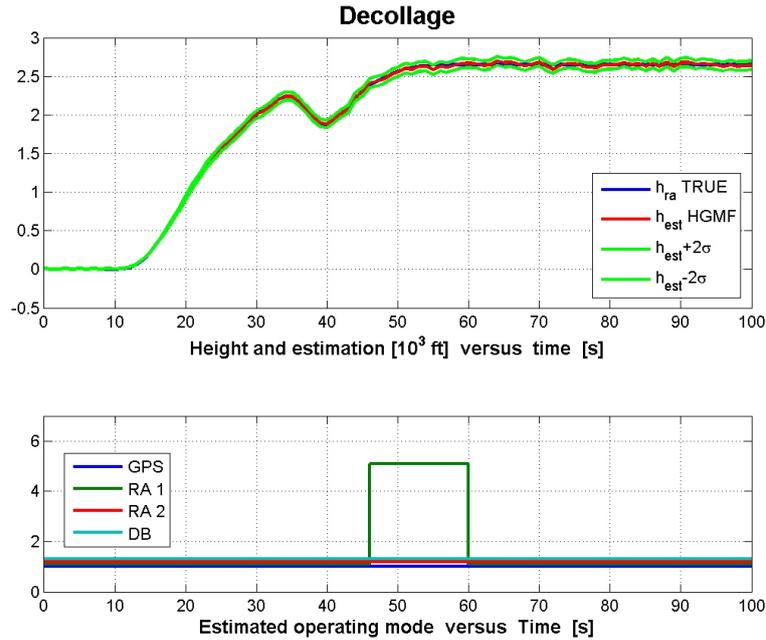


FIGURE 7.5 – Estimation avec l'algorithme actuel

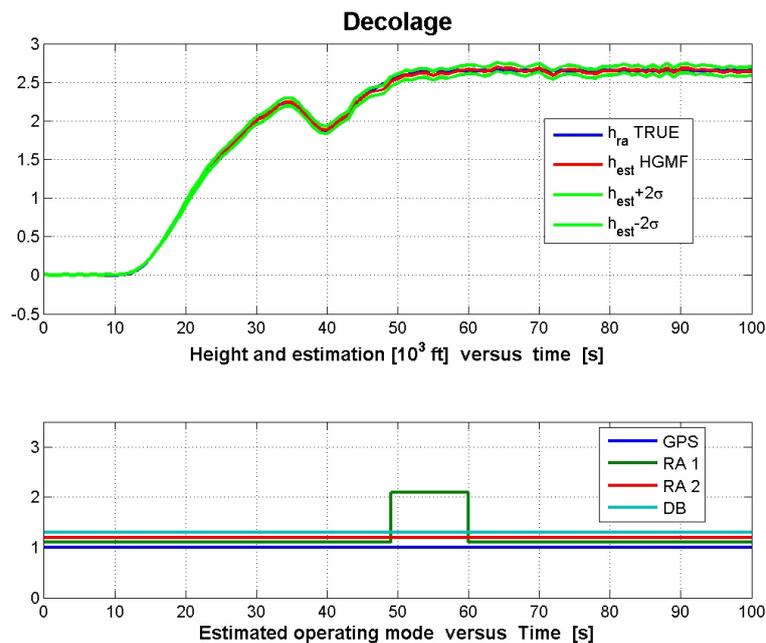


FIGURE 7.6 – Estimation avec exploration restreinte des transitions

7.3 Autres pistes d'amélioration

Dans l'objectif d'être plus fiable et plus précis, un effort pourrait être fait sur les modèles des capteurs utilisés et sur les modèles du système établis pour la fusion de données. Les modèles actuels sont suffisants compte tenu des scénarios. Cependant, nous présentons ici quelques pistes d'amélioration.

Concernant les modèles utilisés pour la simulation, en améliorant la représentativité des modèles, on améliorerait l'évaluation des performances de l'algorithme. On peut aisément penser au passage à 2 dimensions de la base de données de terrain. Il serait également intéressant d'utiliser l'indicateur de sol lorsque l'avion est en vol pour détecter aisément le couplage direct d'antennes d'un radio altimètre. Le modèle du GNSS pourrait être amélioré en considérant des dysfonctionnements amenant un biais ou une dérive sur la mesure.

Pour réduire les temps de calcul, nos tests ont été réalisés avec un pas d'échantillonnage égal à 1s. Tous les capteurs ont été échantillonnés avec ce même pas. Le passage à des cadences d'échantillonnage multiples ne présente pas d'obstacle conceptuel avec les techniques de type filtrage de Kalman mises en œuvre ici. Cette amélioration permettrait de caractériser les retards à la détection.

Concernant les modèles utilisés par la fusion, on pourrait améliorer les performances de l'algorithme de fusion de données. On peut imaginer différencier la détection de biais positif et négatifs en cas de mesures biaisées ou encore supprimer le bruit des modèles de mesures figées.

On peut avoir des bagotements entre deux modes quasi équivalents en terme de probabilité. Ces oscillations dans le choix du mode le plus probable traduisent des situations de quasi-indiscernabilité entre modes. Elles sont désagréables pour l'opérateur, et il faudra les traiter convenablement. On pourrait simplement associer un SSM à l'estimation délivrée par l'algorithme, SSM qui prendrait la valeur 'FW' dans ces situations. On peut aussi supprimer ces oscillations en réalisant un post-filtrage en sortie de l'algorithme par exemple via un certain temps de latence pendant lequel la décision doit rester constante. Enfin il semble aussi possible d'essayer de détecter ces situations de quasi-indiscernabilité entre modes et d'ajouter dans ce cas un peu de 'viscosité' dans la prise de décision dans l'algorithme lui-même (et non pas en post-filtrage).

Cette conclusion va rappeler la problématique de la thèse, les réalisations, les technologies retenues, l'algorithme de fusion choisi et ses principaux résultats, et les principales perspectives de notre étude.

8.1 Problématique

La thèse avait pour objectif d'étudier des solutions permettant d'augmenter la fiabilité du paramètre critique "Hauteur de l'avion au-dessus du sol" pour les avions de ligne d'Airbus.

L'objectif de l'étude est de :

- Supprimer les événements indésirables liés aux mauvais comportements du radio altimètre qui conduisent à des impacts opérationnels pendant les phases critiques du vol.*
- Prendre en compte les nouveaux besoins opérationnels, pour lesquels une architecture basée uniquement sur le radio altimètre ne pourrait pas atteindre les objectifs attendus.*
- Améliorer la précision, l'intégrité et la disponibilité de l'altitude relative.*

Cet objectif nécessite d'identifier de nouveaux systèmes qui pourraient participer à la fonction altitude relative. Ils pourront correspondre à des équipements déjà disponibles à bord, à de nouvelles technologies ou à de nouveaux capteurs. Les solutions proposées pourront intégrer de nouveaux algorithmes et de nouveaux estimateurs. La solution finale pourra donc proposer une nouvelle architecture de systèmes.

8.2 Réalisations

Le premier travail de la thèse a consisté en l'étude du radio altimètre et de ses dysfonctionnements. Nous avons alors pu comprendre le fonctionnement nominal du capteur, lister ses dysfonctionnements potentiels, classer les symptômes et associer d'éventuelles origines physiques. Ce travail s'est appuyé sur des documents internes à Airbus. Il m'a particulièrement intéressée, a piqué ma curiosité et il m'a donné envie de poursuivre cette étude.

Le seconde étape de cette étude a concerné le recensement et l'étude de différents capteurs susceptibles de fournir des mesures de hauteur. Nous avons étudié les capteurs déjà à bord de l'avion et aussi des capteurs nouveaux. Nous avons donc cherché à utiliser simultanément plusieurs capteurs au travers d'un algorithme de fusion de données. Nous avons proposé une

sélection de capteurs intéressants pour notre étude en nous fixant des critères tels que la faisabilité, l'observabilité de la hauteur et la dissimilarité des causes de dysfonctionnements. Nous faisons un rappel des technologies retenues dans le paragraphe suivant. L'une des difficultés de cette phase d'étude a été de recenser les cas de dysfonctionnements et les signatures associées des différents capteurs.

Pour mettre au point l'algorithme de fusion et pour évaluer les performances des diverses solutions, nous avons développé un outil de simulation capable de générer des données les plus proches possibles des données réelles des capteurs dans les différents états de fonctionnement. Avec cet outil, on peut simuler des cas extrêmement rares de dysfonctionnement.

Dans ce simulateur, on trouve un modèle de la dynamique de l'avion piloté ainsi qu'un modèle de l'environnement (sol et visibilité). On simule ainsi les conditions dans lesquelles sont effectuées les mesures. Pour chaque capteur, les différents modes de fonctionnement sont représentés. Les caractéristiques des mesures générées sont propres à chaque mode de fonctionnement. La construction et la validation des modèles utilisent des informations issues d'articles, de rapports Airbus et Onera, ainsi que de l'expertise d'ingénieurs.

La nécessaire modularité du simulateur est une spécification importante à souligner. On doit pouvoir ajouter facilement de nouveaux capteurs, mais aussi modifier les modèles utilisés. On a été, de fait, conduit à normaliser les interfaces des divers capteurs.

L'algorithme de fusion agrège des mesures et des modèles de comportement. En sortie de l'algorithme de fusion, on fournit les probabilités des différents modes de fonctionnement pour chaque capteur.

Le parti pris de cette étude a été d'utiliser une approche bayésienne pour la fusion de données. Ainsi, les variables d'intérêt sont modélisées comme des processus stochastiques. Pour représenter le comportement dynamique des mesures dans les différents modes opératoires, on a introduit des modèles (linéaires) hybrides. La dynamique est modélisée par des états continus, et les modes par des états discrets. Les changements de modes sont caractéristiques de l'apparition de défaillance.

Les modèles de l'environnement et de l'avion développés sont relativement rustiques par rapport à ceux utilisés pour la simulation. En effet, il est apparu assez clairement que prendre en compte un modèle complexe de la dynamique de l'avion est inutile, la variable principale d'intérêt étant l'altitude relative.

Dans ce cadre Bayésien, on sait exprimer formellement la solution au problème de l'estimation optimale de la hauteur et des modes opératoires des capteurs.

Nous avons approximé la solution sous la forme d'une densité de probabilité multi-gaussienne qui apparaît être particulièrement bien adaptée à notre problématique (choix entre plusieurs hypothèses de fonctionnement). L'algorithme de fusion peut alors être vu comme une batterie de filtres de Kalman en parallèle dont les vraisemblances renseignent l'état des capteurs (défaillances ou non). Cet algorithme est parfaitement modulaire au sens où il n'a pas besoin d'être modifié si l'on change un des éléments de modélisation.

L'algorithme de fusion de données obtenu via le travail de la thèse ainsi que certains résultats ont été présentés lors de deux conférences internationales ([5] et [6]).

L'ultime étape de la thèse a consisté à évaluer les performances atteintes avec l'algorithme de fusion et les capteurs sélectionnés et statuer sur l'intérêt des solutions envisagées. Pour cela, des scénarios de test ont été élaborés et ont été testés avec notre outil de simulation. Ces scénarios de tests regroupent des cas vus en service de dysfonctionnement de radio altimètre et des cas imaginés mais réalistes qui ont été réfléchis avec l'aide d'ingénieurs d'Airbus. Ce dernier travail a été très intéressant du point de vue de la collaboration avec des ingénieurs

de différents services d'Airbus. Il a amené des discussions très intéressantes au sein d'Airbus et a permis de montrer l'intérêt de notre étude.

8.3 Les technologies retenues

Les solutions technologiques présentées dans ce document sont des solutions susceptibles de répondre à des besoins fonctionnels actuels et futurs en matière de données d'altitudes relatives. Ce mémoire contient les caractéristiques et les performances de chaque solution retenue et les arguments associés qui permettent de privilégier certaines d'entre elles selon les phases de vol ou les conditions environnementales.

Pour chaque solution technologique retenue, une présentation générale a été donnée, des choix de caractéristiques sont justifiés (en particulier pour le LIDAR), des performances sont annoncées et des résultats de simulation sont donnés. Des modèles de simulation de mesure et des modèles pour la fusion de données sont présentés.

Le radio altimètre reste la solution de référence pour notre étude concernant les capteurs capables de mesurer la hauteur de l'avion. Le modèle du radio altimètre est la base de comparaisons des solutions candidates exposées. Il est également une source pour la fusion de données.

Les systèmes GNSS pourraient être utilisés en mode relatif au décollage ou avec une base de données de terrain pour obtenir la hauteur entre l'avion et le sol survolé. La précision, l'intégrité et la disponibilité de cette dernière solution dépendent directement de la qualité de la base de données. Cette solution pourrait être utilisée pendant toutes les phases de vol. Les bases de données de terrain à proximité des aéroports sont de plus en plus précises. En utilisant la position du seuil de la piste et la position donnée par le GPNSS de l'avion, la hauteur au seuil de piste peut être déterminée.

Le baromètre peut être utilisé en mode relatif au décollage et en mode QNH à l'approche et à l'atterrissage pour estimer la hauteur de l'avion.

Le LIDAR est le seul capteur de type nouvelle technologie qui peut être considéré comme une solution candidate pour notre étude. Notre enquête montre que la longueur d'onde intéressante est de $0,9\mu\text{m}$. Pour être cohérent avec les contraintes dues à une installation de l'appareil, seuls les altimètres laser dont la portée est inférieure à 300 m ont été étudiés pour obtenir la hauteur de l'avion. Notre étude n'a pas encore montré l'intérêt d'installer un LIDAR à balayage pour répondre à ce besoin. Le LIDAR à balayage pourrait permettre de s'affranchir des effets du roulis et du tangage sur les mesures d'un altimètre laser fixe. Mais cette question n'a pas réellement été explorée aujourd'hui. Pour répondre au besoin de la hauteur au seuil de piste ou de profil de la piste, le LIDAR à balayage est quasi-impératif. Pour répondre au besoin de la hauteur du bas du cône de l'arrière de l'avion par rapport à la piste, un simple télémètre laser pourrait être installé.

8.4 L'algorithme de fusion de données et ses résultats

La technique retenue pour estimer la hauteur s'appuie sur l'utilisation des filtres hybrides multi-gaussiens.

Le principe de la fusion de données sélectionné a été présenté dans ce rapport. L'algorithme de fusion de données est au cœur de la solution proposée. Des résultats obtenus avec la fusion de données ont été présentés dans ce document. Ils permettront de faire un choix sur l'architecture de l'avion qui permettra de répondre aux besoins en terme d'altitude relative (résultat d'un compromis entre coûts et performances).

L'algorithme de fusion de données utilisé avec des radio altimètres, un GNSS et une base de données de terrain est efficace dans tous les cas simulés.

Les résultats montrent l'intérêt d'utiliser un GNSS et une base de données de terrain afin d'améliorer les performances (en cas de perte de radio altimètres ou au-dessus de la plage de mesure du radio altimètre(5500ft)) pour l'estimation de la hauteur de l'avion. Le GNSS et l'altitude de la piste sont nécessaires pour obtenir une estimation de la hauteur au seuil de piste.

Des scénarios illustrent les gains que l'on peut obtenir en utilisant un GNSS et une base de données du terrain plus précis. On a également pu montrer l'intérêt d'un indicateur de sol pour les phases de roulage.

L'algorithme de fusion de données n'est pas sensible à un capteur dont les mesures sont indisponibles.

8.5 Perspectives

L'approche basée sur la fusion de données est très prometteuse pour l'altitude relative, néanmoins il est toujours nécessaire d'apporter des améliorations . D'autres tests permettront de savoir ce qui devrait être amélioré (modèles de capteurs , l'effort de calcul ...). Cette approche basée sur la fusion de données est bien entendue transposable dans de nombreux autres domaines d'application (aéronautique, aérospatial, pharmaceutique...)

Pour poursuivre notre étude et améliorer les résultats, nous proposons quatre pistes.

La première concerne l'utilisation d'un autre capteur comme une centrale inertielle afin d'obtenir la mesure de la vitesse verticale et d'inclure cette information dans l'algorithme de fusion de données .

Ensuite , il est possible de réduire le coût calculatoire en regroupant des signatures de pannes ou en ne considérant que les transitions à partir des modes les plus probables.

Au cours de cette étude, nous n'avons pas testé la fusion de données en utilisant les mesures de l'altimètre laser. Le simulateur de mesure LIDAR existe mais pas l'outil pour la fusion. Il pourrait être très intéressant de faire des essais afin d'évaluer les gains sur les estimations (estimation de la hauteur , précision, disponibilité ...) et de déterminer l'intérêt ou non d'installer un LIDAR ou un télémètre laser à bord de l'avion pour répondre aux besoins de l'altitude relative.

Enfin, les modèles utilisés pour la simulation ou pour la fusion peuvent être améliorés pour être plus précis et ainsi permettre une amélioration de l'évaluation du gain en performances des solutions proposées dans cette étude.

Les outils de simulation et de fusion sont aujourd'hui une base de travail pour les études du service de radio navigation d'Airbus. Les modèles sont en cours d'amélioration et l'algorithme de fusion en cours d'optimisation. Le travail de cette thèse est donc utilisé pour évaluer des architectures futures d'avion de ligne.

- [1] P. Delga, “Synthesis of needs on relative altitude information - issue 2.0”, *Tech. Rep. ref. X3442RP0730156, Airbus/EYAN3, august 2011.*
- [2] P. Delga N. Houberdon, “Top cockpit - frd - relative altitude”, *Tech. Rep. ref. N34RQ1101228, Airbus/EYAN3, september 2011.*
- [3] H. Le-Berre G. Tatham, C. Jourdan, “2 RA architecture in service experience and safety demonstration - issue 2.0”, *Tech. Rep. ref. RP0902763, Airbus/EDYAN3, november 2010.*
- [4] Airbus/EYAN4, “RA performances and in service experience”, *Tech. Rep. ref. X3442RP0730156, Airbus, august 2008.*
- [5] L. Thomas, A. Monin, P. Mouyon, and N. Houberdon, “Sensor fusion for relative altimetry using a hybrid gaussian mixture filter”, in *WPNC. 2013*, pp. 1–6, *IEEE*.
- [6] L. Thomas, A. Monin, P. Mouyon, and N. Houberdon, “Gaussian mixture filtering for data fusion with switching observation models : Application to aircraft relative altimetry”, in *Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol), 2013 Conference on. IEEE, 2013*, pp. 294–299.
- [7] S. Haykin, *Kalman filtering and neural networks*, *New York : Wiley Online Library, 2001.*
- [8] A. Ziadi, *Particules gaussiennes déterministes en maximum de vraisemblance non-linéaire : application au filtrage optimal des signaux radar et GPS*, *PhD thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse III, Laboratoire d’Analyse et d’Architecture des Systèmes (LAAS) - CNRS, 2007.*
- [9] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “A new extension of the kalman filter to nonlinear systems”, in *Int. Symp. Aerospace/Defense Sensing, Simul. and Controls, 1997.*
- [10] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation”, *proc. IEEE, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, March 2004.*
- [11] E. Wan and R. Van der Merwe, “The unscented kalman filter for nonlinear estimation”, in *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000. IEEE, 2000*, pp. 153–158.
- [12] D. L. Alspach and H. W. Sorenson, “Nonlinear Bayesian estimation using Gaussian sum approximation”, *IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 17, no. 4, pp. 439–448, 1972.*

- [13] J. Tugnait, “Adaptive estimation and identification for discrete systems with markov jump parameters”, *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 27, no. 5, pp. 1054–1065, May 1982.
- [14] H. A. Blom and Y. Bar-Shalom, “The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 33, no. 8, pp. 780–783, 1988.
- [15] C. Hue, J.-P. Le Cadre, and P. Pérez, “Sequential monte carlo methods for multiple target tracking and data fusion”, *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 309–325, February 2002.
- [16] F. Caron, M. Davy, E. Duflos, and P. Vanheeghe, “Particle filtering for multisensor data fusion with switching observation models : Application to land vehicle positioning”, *Trans. Sig. Proc.*, vol. 55, no. 6, pp. 2703–2719, June 2007.
- [17] L. Thomas, “State of the art - relative altitude”, *Tech. Rep., ONERA and Airbus/EYAN*, June 2011.
- [18] D.P. Kroese, Z.I. Botev, and F. de Fornel, “Spatial process generation”, *Lectures on Stochastic Geometry, Spatial Statistics and Random Fields, vol. II : Analysis, Modeling and Simulation of Complex Structures*, Springer-Verlag, Berlin, 2013.
- [19] D. Pomies, “Technologie numérique appliquée au radioaltimètre pour avion civil”, *Master’s thesis, ENAC*, 1999.
- [20] L. De Baudis M. Baillon, “Radio altimeter erroneous values”, *The Airbus Safety Magazine*, 2011.
- [21] S. Gleason and D. Gebre-Egziabher, *GNSS applications and methods*, Artech House, 2009.
- [22] N. Houberdon, “Solution trade-off for relative altitude function”, *Tech. Rep., Airbus/EYAN*, december 2012.
- [23] Thales Avionics, “Rapport final analyse opportunités technologiques navpro”, *Tech. Rep. Ref : NAV/09/001877*, novembre 2009.
- [24] Thales Alenia Space, “Simulation scenarios for performances assessment for gnss standalone based navigation”, *Tech. Rep. Ref : AIRBUS 100436466U*, novembre 2010.
- [25] M. Thomas, J. Norton, A. Jones, A. Hopper, N. Ward, P. Cannon, N. Ackroyd, P. Cruddace, and M. Unwin, “Global navigation space systems : reliance and vulnerabilities”, *The Royal Academy of Engineering*, London, 2011.
- [26] W. Y. Ochieng, K. Sauer, D. Walsh, G. Brodin, S. Griffin, and M. Denney, “GPS integrity and potential impact on aviation safety”, *Journal of Navigation*, vol. 56, no. 1, pp. 51–65, 2003.
- [27] Service de l’information aéronautique, “Survey of electronic terrain and obstacle data”, *Tech. Rep.*, 2011.
- [28] M. Cuzin and A. Guillet, “Géodésie, calcul et hybridation d’altitude”, *Tech. Rep., EYAN Airbus*, 2005.
- [29] W Koechner, “Wire obstacle avoidance system for helicopters”, February 20 1990, *US Patent 4,902,126*.
- [30] “Icesat : Ice, cloud and land elevation satellite with the spaceborne laser altimeter glas (geoscience laser altimeter system)”.
- [31] “Clarec : An airborne lateral scanning lidar is used to check the coastal environmental risks”.

- [32] C Mallet and F Bretar, “Full-waveform topographic lidar : State-of-the-art”, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 64, no. 1, pp. 1–16, 2009.
- [33] G. Sun, K.J. Ranson, V.I. Kharuk, and K. Kovacs, “Validation of surface height from shuttle radar topography mission using shuttle laser altimeter”, Remote Sensing of Environment, vol. 88, no. 4, pp. 401–411, 2003.
- [34] O. de Joinville, S. Saur, and F. Bretar, “B. 3 le levé laser aéroporté : techniques, applications et recherche”, Bulletin d’Information de l’IGN, vol. 74, no. 3, pp. 37, 2003.
- [35] K.W. Fischer, M.R. Witiw, and E; Eisenberg, “Optical attenuation in fog at a wavelength of 1.55 micrometers”, Atmospheric Research, vol. 87, no. 3, pp. 252–258, 2008.
- [36] “MODTRAN is developed by spectral sciences inc. and the US Air Force Research Laboratory”.
- [37] “MATLAB is developed by the mathworks inc.”.
- [38] M. Al Naboulsi, H. Sizun, and F. de Fornel, “Fog attenuation prediction for optical and infrared waves”, Optical Engineering, vol. 43, no. 2, pp. 319–329, 2004.
- [39] J. Isbert, “La télémétrie laser”, document de cours ISAE.
- [40] Ž Barbarić and M Nikolić, “Signal-to-noise dependence on the received object and background power in laser systems”, Scientific Technical Review, vol. 55, no. 1, pp. 35–40, 2005.
- [41] F Laforce, “Low noise optical receiver using si apd”, in SPIE OPTO : Integrated Optoelectronic Devices. International Society for Optics and Photonics, 2009, pp. 721210–721210.
- [42] SII and Airbus/EYAC2, “LIDAR state of the art and preliminary estimate of risks”, Tech. Rep., july 2009.
- [43] Airbus/EVAAR, “Event report and analysis - RALT issue and elevator oscillation”, Tech. Rep., Airbus, may 2011.
- [44] Airbus/EVAAR, “Event report and analysis - SINK at rotation”, Tech. Rep., Airbus, july 2012.

Résumé

La hauteur de l'avion au-dessus du sol est un paramètre critique pour les avions de ligne. Sa mesure est habituellement réalisée par un ou des radio altimètres. L'objectif de cette thèse est d'améliorer la fiabilité de cette mesure. Cela nécessite d'identifier l'apport potentiel de nouveaux capteurs, de développer les algorithmes de fusion de données associés, et d'évaluer ces nouvelles solutions. Un point crucial est la prise en compte des dysfonctionnements potentiels des différents capteurs.

Le mémoire présente une sélection de capteurs déterminée au regard de critères tels que la faisabilité, l'observabilité de la hauteur et l'hétérogénéité des causes de dysfonctionnement. On détaille le comportement des différents capteurs sélectionnés : radioaltimètre, GNSS, base de données de terrain, baromètre, LIDAR et indicateur de contact au sol. Sont également exposés d'une part des modèles dédiés à la simulation comportementale de l'avion, du sol survolé et des capteurs embarqués, et d'autre part des modèles plus simples mais ayant une structure adaptée à la synthèse du filtre de fusion de données. L'architecture fonctionnelle du code développé, tant pour la simulation que pour la fusion, est modulaire, autorisant ainsi la comparaison rapide de divers scénarios et solutions.

L'algorithme de fusion agrège les valeurs des mesures et les différents modèles de comportement dynamique. Il fournit les probabilités des différents états ainsi que celles des modes de fonctionnement de chaque capteur. Les changements de modes sont alors caractérisés de l'apparition de défaillances. Nous avons choisi d'utiliser une approche bayésienne pour la fusion de données, les variables d'intérêt étant alors représentées par des processus aléatoires. La dynamique est modélisée par des états continus, et les modes par des états discrets : le modèle est hybride. Afin de limiter la complexité du code de fusion, la représentation du comportement dynamique des mesures dans les différents modes opératoires a été développée sous la forme de modèles stochastiques linéaires gaussiens.

Dans le cadre Bayésien, on sait exprimer formellement la solution au problème de l'estimation optimale de la hauteur et des modes opératoires des capteurs. Cette solution n'est pas calculable dans le cas de dynamiques hybrides. Nous l'avons approximée sous la forme d'une densité de probabilité multi-gaussienne, aboutissant à ce que nous appelons un filtre de Kalman hybride multi-gaussien. L'algorithme de fusion peut alors être vu comme une batterie de filtres de Kalman fonctionnant en parallèle et dont les vraisemblances renseignent sur l'état des capteurs (défaillances ou non). Ces filtres explorent toutes les transitions possibles entre les divers modes de fonctionnement.

La validation de l'algorithme de fusion et l'évaluation de ses performances sont effectuées sur des scénarios choisis pour leur représentativité d'incidents connus et d'autres à caractère plus prospectifs. L'analyse des résultats obtenus démontre de manière évidente l'intérêt de la fusion. Elle nous conduit aussi à proposer des pistes pour améliorer les performances de l'algorithme d'estimation ainsi que la représentativité de l'outil de simulation. On peut ainsi limiter la complexité du filtre, sans perte sensible de performance, en limitant le nombre de symptômes modélisés, ou en limitant le nombre de transitions explorées.

Abstract

The aircraft height above the ground is a critical parameter for the airliners. Its measurement is usually performed by one or more radioaltimeters. The objective of this thesis is to improve the reliability of this measure. This requires to identify the potential contribution of new sensors, develop the associated data fusion algorithms, and evaluate these new solutions. A crucial point is the consideration of potential malfunctioning of the various sensors.

The thesis presents a selection of sensors determined under criteria such as feasibility, the observability of the height and the heterogeneity of fault causes. The behavior of different sensors selected are detailed : altimeter, GNSS, ground data base, barometer, LIDAR and ground contact indicator. We also expose models dedicated to the behavioral simulation of the aircraft, the ground overflow and the embedded sensors on the one hand, and on the other hand simpler models but with a suitable structure to the synthesis of data fusion filter. The functional architecture of the developed code for both simulation as for fusion, is modular, allowing for a quick comparison of different scenarios and solutions.

The fusion algorithm aggregates the values of the measurements and the various models of dynamic behavior. It provides the probabilities of the various states as well as those of the operating modes of each sensor. The changes in modes are then the characteristics of fault occurrences.

We chose to use a Bayesian approach for data fusion, the variables of interest being then represented by random processes. The dynamics are modeled by continuous states, and modes by discrete states : the model is hybrid. To reduce the complexity of the fusion code, the representations of the dynamical behavior of the measures in the various modes have been developed in the form of linear Gaussian stochastic models.

In the Bayesian framework, one knows formally the expression of the solution to the problem of optimal estimation of the height and of the sensors operating modes. This solution cannot be calculated in the case of hybrid dynamics. It has been approximated under the form of a probability density function multi-Gaussian, resulting in what we call a hybrid multi-Gaussian Kalman filter. Then the fusion algorithm can be seen as a bank of Kalman filters running in parallel and whose likelihoods indicate the status of the sensors (failure or not). These filters are exploring all the possible transitions between the various operating modes.

The validation of the fusion algorithm and the evaluation of its performance are performed on scenarios selected for their representativeness of known problems and other with more prospective characters. The analysis of the results demonstrates obviously the interest of the fusion. It also leads us to propose ways to improve the performance of the estimation algorithm and the representativeness of the simulation tool. We can thus limit the complexity of the filter without significant loss of performance by limiting the number of symptoms modeled, or limiting the number of transitions explored.