

19 RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
 INSTITUT NATIONAL
 DE LA PROPRIÉTÉ INDUSTRIELLE
 PARIS

11 N° de publication :
 (à n'utiliser que pour les
 commandes de reproduction)

3 013 834

21 N° d'enregistrement national : 13 61754

51 Int Cl⁸ : G 01 D 7/02 (2013.01)

12

DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

22 Date de dépôt : 28.11.13.

30 Priorité :

43 Date de mise à la disposition du public de la
 demande : 29.05.15 Bulletin 15/22.

56 Liste des documents cités dans le rapport de
 recherche préliminaire : *Se reporter à la fin du
 présent fascicule*

60 Références à d'autres documents nationaux
 apparentés :

○ Demande(s) d'extension :

71 Demandeur(s) : AIRBUS OPERATIONS Société par
 actions simplifiée — FR.

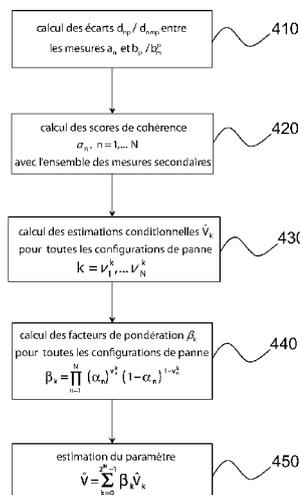
72 Inventeur(s) : BROT PATRICE, FALL EMMANUEL,
 MAILHES CORINNE et TOURNERET JEAN-YVES.

73 Titulaire(s) : AIRBUS OPERATIONS Société par
 actions simplifiée.

74 Mandataire(s) : BREVALEX.

54 METHODE DE FUSION DE DONNEES DE CAPTEURS UTILISANT UN CRITERE DE COHERENCE.

57 L'invention concerne une méthode de fusion de données capable de fusionner les mesures d'un paramètre, par exemple un paramètre de vol d'un aéronef, prises par une pluralité de capteurs comprenant un ensemble de capteurs principaux et des ensembles de capteurs secondaires. On détermine l'écart entre chaque mesure principale et les mesures secondaires (410) et on en déduit un score de cohérence avec celles-ci (420). Pour chaque configuration de panne des capteurs principaux, on effectue une première estimation, dite conditionnelle, dudit paramètre (430) et l'on calcule un coefficient de pondération relatif à cette panne, tenant compte des scores de cohérence des mesures principales (440). Le paramètre est ensuite estimé en effectuant une combinaison des mesures conditionnelles avec les coefficients de pondération associés (450).



FR 3 013 834 - A1



MÉTHODE DE FUSION DE DONNÉES DE CAPTEURS UTILISANT UN CRITÈRE DE COHÉRENCE

DESCRIPTION

5 **DOMAINE TECHNIQUE**

La présente invention concerne le domaine de la fusion de données de capteurs, plus particulièrement pour estimer un paramètre de vol d'un aéronef.

ÉTAT DE LA TECHNIQUE ANTÉRIEURE

10 Un aéronef est équipé d'un grand nombre de capteurs permettant de mesurer ses paramètres de vol (vitesse, attitude, position, altitude, etc.) et plus généralement son état à chaque instant.

 Ces paramètres de vol sont utilisés ensuite par des systèmes avioniques, notamment le système de pilotage automatique, les calculateurs de vol (*Flight Control Computer Systems*), le système de contrôle et de guidage de l'aéronef (*Flight Guidance System*), systèmes parmi les plus critiques de l'aéronef. En raison de la criticité de ces systèmes, les paramètres mesurés doivent présenter une intégrité et une disponibilité élevées. Par intégrité on entend que les valeurs des paramètres, utilisées par les systèmes avioniques, ne sont pas erronées en raison d'une panne quelconque. Par disponibilité, on
15 entend que les capteurs fournissant ces paramètres doivent être suffisamment redondants pour pouvoir disposer en permanence d'une mesure de chaque paramètre. Si
20 un capteur tombe en panne et ne peut fournir de mesures, un autre capteur prend le relais.

 De manière générale, un système avionique reçoit des mesures d'un même
25 paramètre provenant de plusieurs capteurs redondants. Lorsque ces mesures diffèrent, le système effectue un traitement (fusion de données) afin d'estimer, par consolidation desdites mesures, le paramètre avec le plus faible risque d'erreur. Ce traitement est généralement une moyenne ou une médiane des mesures en question.

La Fig. 1 illustre un premier exemple de traitement des mesures fournies par des capteurs redondants.

On a représenté sur cette figure, les mesures d'un même paramètre de vol, effectuées respectivement par trois capteurs, A_1, A_2, A_3 , en fonction de temps.

5 Le traitement consiste ici à calculer à chaque instant la valeur médiane des mesures. Ainsi, dans l'exemple illustré on sélectionne la mesure $a_2(t)$ de A_2 jusqu'au temps t_1 et, au-delà, la mesure $a_1(t)$ de A_1 . On a également représenté sur le diagramme une bande de tolérance, de largeur 2Δ autour de la médiane. Si une des mesures sort de la bande de tolérance (par exemple la mesure $a_2(t)$ à compter du temps t_2), on
10 considère que cette mesure est erronée et celle-ci n'est plus prise en compte dans l'estimation du paramètre en question. Le capteur correspondant (ici A_2) est invalidé pour la suite du traitement.

De manière générale, ce traitement peut être appliqué dès lors que le nombre de capteurs redondants est impair.

15 Lorsque le nombre de capteurs est pair, ou bien que le nombre de capteurs est impair mais que l'on a déjà invalidé un capteur, les valeurs des mesures sont simplement moyennées à chaque instant pour obtenir une estimation du paramètre en question.

Tous les capteurs relevant d'une même technologie peuvent être affectés par
20 une panne commune (par exemple présence de glace dans les tubes Pitot, prises de pression statiques obturées, sondes d'incidence gelées, panne sur un même composant électronique, etc.). Dans ce cas, les méthodes de traitement précitées ne sont pas capables d'identifier les sources erronées. Il est alors avantageux de faire appel à des capteurs additionnels mettant en œuvre une ou des technologie(s) différente(s). Aussi
25 dispose-t-on généralement de plusieurs ensembles de capteurs permettant de mesurer un même paramètre, les technologies des différents ensembles de capteurs étant choisies dissimilaires. Par technologies dissimilaires, on entend que ces technologies utilisent des principes physiques différents ou des implémentations différentes.

Par exemple, on peut recourir à un premier ensemble de capteurs capables de mesurer la vitesse de l'aéronef à partir de sondes de pression (pression totale et pression statique), encore dénommés ADRs (*Air Data Reference units*), à un premier estimateur capable d'estimer la vitesse en fonction de l'angle d'incidence et de la portance (au moyen de l'équation de portance), et à un second estimateur capable d'estimer cette vitesse à partir des données moteurs.

Une première approche pour estimer le paramètre est de fusionner toutes les mesures prises par les capteurs, dissimilaires ou non, selon le même principe que précédemment. Par exemple à un instant donné, on prendra la médiane ou la moyenne des valeurs mesurées par les différents capteurs.

Cette première approche améliore la robustesse de l'estimation du paramètre en l'affranchissant des pannes pouvant affecter une technologie particulière. En revanche, elle peut conduire à une réduction sensible de la précision de l'estimation comme illustré à l'aide de l'exemple ci-après.

La Fig. 2A représente les valeurs d'un paramètre de vol (ici la vitesse de l'aéronef) mesurées par un premier ensemble de trois capteurs (notés A_1, A_2, A_3) utilisant une première technologie et par un second ensemble de deux capteurs (notés B_1, B_2) utilisant une seconde technologie dissimilaire à la première. Les mesures sont notées respectivement $a_1(t), a_2(t), a_3(t)$ pour le premier ensemble de capteurs et $b_1(t), b_2(t)$ pour le second ensemble de capteurs. On suppose que les mesures $a_1(t), a_2(t), a_3(t)$ sont sensiblement plus précises que les mesures $b_1(t), b_2(t)$. On a représenté par $V(t)$ la vitesse réelle de l'aéronef.

On suppose qu'au temps t_f les capteurs A_1 et A_2 du premier ensemble sont affectés d'une même panne. Comme on peut le voir sur la figure, à partir du temps t_f , les mesures $a_1(t), a_2(t)$ dérivent et s'écartent sensiblement de la valeur réelle du paramètre, $V(t)$.

La Fig. 2B représente l'estimation $\hat{V}(t)$ de la vitesse obtenue comme la médiane des mesures $a_1(t), a_2(t), a_3(t), b_1(t), b_2(t)$. On voit qu'à partir du temps t_c , le calcul de la médiane revient à sélectionner la mesure $b_2(t)$ du capteur B_2 . Or cette mesure est bien moins précise que la mesure $a_3(t)$ du capteur A_3 pourtant disponible et valide.

5 On voit que la fusion de données appliquée à l'ensemble des mesures conduit ici à une précision d'estimation sous-optimale.

Le but de la présente invention est par conséquent de proposer une méthode de fusion de données capable de fusionner les mesures d'un paramètre, par exemple un paramètre de vol d'un aéronef, prises par une pluralité de capteurs, de technologies et de
10 précisions différentes, pour obtenir une estimation de ce paramètre qui soit non seulement disponible et robuste mais qui présente également une meilleure précision que dans l'art antérieur.

EXPOSÉ DE L'INVENTION

15 La présente invention est définie par une méthode de fusion de mesures d'un paramètre, en particulier d'un paramètre de vol d'un aéronef, à partir d'un premier ensemble de mesures, dites principales, prises par un premier ensemble de capteurs, dits principaux et d'une pluralité de seconds ensembles de mesures, dites secondaires, prises par des seconds ensembles de capteurs, dits secondaires, les mesures principales
20 présentant un degré de précision supérieur aux mesures secondaires, dans laquelle :

- on calcule un écart entre chaque mesure principale et lesdites mesures secondaires ;

- on détermine un score de cohérence de chaque mesure principale avec les mesures secondaires au moyen de l'écart ainsi obtenu ;

25 - pour chaque configuration de panne possible des capteurs principaux, on effectue une première estimation, dit conditionnelle, dudit paramètre à partir des mesures principales prises par les capteurs n'étant pas en panne dans ladite configuration ;

- pour chaque configuration de panne, on détermine un coefficient de pondération à partir des scores de cohérence des mesures principales précédemment obtenus ;

5 - on effectue une estimation dudit paramètre en pondérant les estimations conditionnelles relatives aux différentes configurations de panne par les coefficients de pondération correspondant à ces configurations.

On privilégie ainsi dans l'estimation du paramètre les mesures principales qui ont la plus forte probabilité d'être valides en raison de leur cohérence avec les mesures secondaires.

10 De préférence, pour chaque ensemble de mesures secondaires, le calcul de l'écart entre une mesure principale et les mesures secondaires comprend le calcul de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire dudit ensemble.

15 Le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est avantageusement obtenu :

en calculant, à partir de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire, des masses respectivement allouées à un premier ensemble focal correspondant à une première hypothèse de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire, à un second ensemble focal correspondant à une seconde
20 hypothèse d'absence de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire et à une troisième hypothèse correspondant à une incertitude de la cohérence de la mesure principale avec ladite mesure secondaire ;

en estimant une croyance que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires à partir des masses ainsi obtenues ;

25 en estimant une plausibilité que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires à partir des masses ainsi obtenues ;

en calculant ledit score de cohérence en combinant ladite croyance et ladite plausibilité au moyen d'une fonction de combinaison.

30 Selon une variante, pour chaque ensemble de mesures secondaires, le calcul de l'écart entre une mesure principale et les mesures secondaires comprend le calcul de

l'écart entre ladite mesure principale et une mesure secondaire fusionnée obtenue en fusionnant les mesures secondaires dudit ensemble.

Le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est alors avantageusement obtenu :

en calculant, à partir de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire fusionnée, des masses respectivement allouées à un premier ensemble focal correspondant à une première hypothèse de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée, à un second ensemble focal correspondant à une seconde hypothèse d'absence de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée et à une troisième hypothèse correspondant à une incertitude de la cohérence de la mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée ;

en estimant une croyance que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires fusionnées à partir des masses ainsi obtenues ;

en estimant une plausibilité que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires fusionnées à partir des masses ainsi obtenues ;

en calculant ledit score de cohérence en combinant ladite croyance et ladite plausibilité au moyen d'une fonction de combinaison. Ladite fonction de combinaison peut notamment être une moyenne.

le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est obtenue :

en calculant des valeurs floues de forte cohérence, cohérence moyenne, faible cohérence entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire à partir de l'écart entre ladite mesure principale et cette mesure secondaire ;

en calculant des règles floues de cohérence opérant sur lesdites valeurs floues ;

en calculant ledit score de cohérence en combinant lesdites règles floues ainsi calculées.

Alternativement, le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est obtenue :

en calculant des valeurs floues de forte cohérence, cohérence moyenne, faible cohérence entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire fusionnée à partir de l'écart entre ladite mesure principale et cette mesure secondaire fusionnée ;

en calculant des règles floues de cohérence opérant sur lesdites valeurs floues ;

5 en calculant ledit score de cohérence en combinant lesdites règles floues ainsi calculées à l'aide d'un opérateur de combinaison.

Les règles floues de cohérence utilisent avantageusement des opérateurs flous OR, AND et NOT de Lukasiewicz.

L'opérateur de combinaison est par exemple une fonction OR.

10 Les règles floues peuvent être pondérées avec des facteurs de pondération avant ladite combinaison, un facteur de pondération d'une règle étant d'autant plus élevé que celle-ci met en jeu une valeur floue de forte cohérence avec un plus grand nombre de mesures élémentaires.

15 Selon une variante, le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires peut être obtenu au moyen d'une méthode d'apprentissage supervisé de type « one class SVM ».

De manière similaire, le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires fusionnées peut être obtenue au moyen d'une méthode
20 d'apprentissage supervisé de type « one class SVM ».

Selon un premier exemple avantageux de réalisation, la dite estimation conditionnelle, relative à une configuration de panne des capteurs principaux, est obtenue comme la médiane des mesures principales des capteurs en état de marche de cette configuration, lorsque le nombre desdits capteurs en état de marche est impair.

25 Selon un second exemple avantageux de réalisation, ladite estimation conditionnelle, relative à une configuration de panne des capteurs principaux, est obtenue comme la moyenne des mesures principales des capteurs en état de marche de cette configuration.

BRÈVE DESCRIPTION DES DESSINS

D'autres caractéristiques et avantages de l'invention apparaîtront à la lecture de modes de réalisation préférentiels de l'invention, en référence aux figures jointes parmi lesquelles :

5 La Fig. 1 représente une estimation d'un paramètre de vol d'un aéronef à partir de mesures prises par des capteurs relevant d'une même technologie, selon une méthode de fusion de données connue de l'état de la technique ;

 La Fig. 2A représente des mesures d'un paramètre de vol d'un aéronef par deux ensembles de capteurs relevant de deux technologies dissimilaires ;

10 La Fig. 2B représente une estimation de ce paramètre de vol à partir des mesures la Fig. 2A, selon une méthode de fusion de données connue de l'état de la technique ;

 La Fig. 3 représente de manière schématique le contexte d'application de la présente invention ;

15 La Fig. 4 représente de manière schématique un ordinogramme d'une méthode de fusion de données selon un mode de réalisation de l'invention ;

 La Fig. 5 représente des masses d'ensembles focaux de Dempster-Shafer en fonction de l'écart entre une mesure principale et une mesure secondaire ;

 La Fig. 6 représente une première variante de calcul d'un score de cohérence d'une mesure principale avec l'ensemble des mesures secondaires ;

20 La Fig. 7 représente une fonction d'appartenance d'un terme linguistique relatif à une forte cohérence entre une mesure principale et une mesure secondaire ;

 La Fig. 8 représente une seconde variante de calcul d'un score de cohérence d'une mesure principale avec l'ensemble des mesures secondaires ;

25 La Fig. 9 représente une estimation du paramètre de vol d'un aéronef à partir des mesures de la Fig. 2A, au moyen d'une méthode de fusion de données selon la présente invention ;

 La Fig. 10 représente un exemple de classification de cohérence d'une mesure principale par apprentissage supervisé.

EXPOSÉ DÉTAILLÉ DE MODES DE RÉALISATION PARTICULIERS

Nous considérerons dans la suite l'estimation d'un paramètre, au moyen d'une pluralité de mesures de ce paramètre, obtenues par différents capteurs.

5 La présente invention s'applique plus particulièrement à l'estimation d'un paramètre de vol d'un aéronef, par exemple de sa vitesse, de son attitude ou encore de sa position. Elle n'est toutefois pas limitée à une telle application mais peut au contraire s'appliquer à de nombreux domaines techniques dans lesquels il est nécessaire de fusionner des mesures d'une pluralité de capteurs.

10 Par capteur on entend ici un capteur physique capable de mesurer directement le paramètre en question mais aussi un système pouvant comprendre un ou plusieurs capteur(s) physique(s) ainsi que des moyens de traitement du signal permettant de fournir une estimation du paramètre à partir des mesures fournies par ces capteurs physiques. De manière similaire, on désignera par mesure de ce paramètre aussi bien une mesure brute d'un capteur physique qu'une mesure obtenue par un traitement de signal
15 plus ou moins complexe à partir de mesures brutes.

On suppose que l'on dispose d'un premier ensemble de capteurs, dit principaux, capables de fournir chacun une mesure du paramètre avec un premier degré de précision. Les capteurs principaux utilisent une première technologie au sens défini plus haut, c'est-à-dire utilisent un premier principe physique ou une première implémentation
20 particulière.

On suppose également que l'on dispose d'une pluralité d'ensembles de capteurs dits secondaires. Ces capteurs secondaires sont capables de fournir chacun une mesure, dite mesure secondaire, du paramètre en question mais avec un second degré de précision inférieur au premier degré de précision. Le degré de précision des mesures
25 secondaires peut varier entre d'un second ensemble à l'autre mais il est en tout cas inférieur au degré de précision des mesures principales.

Chaque ensemble de capteurs secondaires est basé sur une seconde technologie dissimilaire à la première technologie. Cette seconde technologie utilise par conséquent un principe physique différent ou une implémentation différente de celui/celle utilisé(e)

par la première technologie, de sorte que les probabilités de panne d'un capteur principal et d'un capteur secondaire sont indépendantes. Les technologies utilisées par les différents ensembles de capteurs secondaires sont également dissimilaires entre elles.

5 On a représenté en Fig. 3 le contexte d'application de l'invention avec les notations qui seront utilisées par la suite.

Le paramètre à estimer est noté V (par exemple la vitesse de l'aéronef). Les mesures fournies par les capteurs principaux, A_1, \dots, A_N , sont notées $a_1(t), \dots, a_N(t)$. On suppose que l'on dispose de P ensembles de capteurs secondaires ($P \geq 2$). Pour chaque ensemble $p = 1, \dots, P$, on note B_1^p, \dots, B_M^p les capteurs et $b_1^p(t), \dots, b_M^p(t)$ les mesures
10 fournies par ces capteurs (on a supposé sans perte de généralité que chaque ensemble de capteurs secondaires comportait un nombre identique de capteurs).

Le module de fusion de données, 300, reçoit, d'une part, l'ensemble des mesures principales $a_1(t), \dots, a_N(t)$ et, d'autre part, les ensembles de mesures secondaires,
15 $b_1^p(t), \dots, b_M^p(t)$, $p = 1, \dots, P$.

A partir des mesures principales et secondaires, le module de fusion de données fournit une estimation du paramètre, noté $\hat{V}(t)$.

On a représenté en Fig. 4 un mode de réalisation de la méthode de fusion de
20 données mise en œuvre dans le module 300.

Dans une première étape, 410, on calcule un écart d_{nmp} entre chaque mesure principale $a_n(t)$, $n = 1, \dots, N$ et chaque mesure secondaire $b_m^p(t)$, $m = 1, \dots, M$, $p = 1, \dots, P$. Cet écart peut être exprimé comme un module $|a_n(t) - b_m^p(t)|$, une différence quadratique $(a_n(t) - b_m^p(t))^2$, un rapport logarithmique $\left| \log \frac{a_n(t)}{b_m^p(t)} \right|$, etc.
25

Dans une seconde étape, 420, on calcule, pour chaque mesure principale, $a_n(t)$, à partir des écarts d_{nmp} précédemment obtenus, un score de cohérence, α_n , de cette

mesure principale avec l'ensemble des mesures secondaires, $b_m^p(t)$. Ce score de cohérence exprime dans quelle mesure la mesure principale est cohérente avec l'ensemble des mesures secondaires. On supposera dans la suite, sans perte de généralité, que les scores de cohérence sont compris entre 0 et 1.

5

Alternativement, les étapes 410 et 420 peuvent être simplifiées en procédant à la fusion préalable des mesures de chaque ensemble de capteurs secondaires. Autrement dit, les mesures secondaires $b_m^p(t)$, $m = 1, \dots, M$, sont fusionnées, en calculant par exemple leur moyenne ou leur médiane. La mesure ainsi fusionnée est notée $b_p(t)$. Dans ce cas, on comprendra que l'étape 410 consiste à calculer les écarts entre chaque mesure principale $a_n(t)$, $n = 1, \dots, N$ et chaque mesure secondaire fusionnée $b_p(t)$, $p = 1, \dots, P$ et que l'étape 420 consiste à calculer, pour chaque mesure principale, $a_n(t)$, le score de cohérence, α_n , de cette mesure principale avec l'ensemble des mesures secondaires fusionnées, $b_p(t)$, $p = 1, \dots, P$.

15

Dans tous les cas, on effectue à l'étape 430, pour chaque configuration k de panne possible des capteurs principaux, A_n , $n = 1, \dots, N$, une première estimation du paramètre, V , dite estimation conditionnelle, notée \hat{V}_k . On appelle configuration de panne un N -uplet de valeurs binaires v_1^k, \dots, v_N^k , chaque valeur binaire v_n^k indiquant si le capteur A_n est en panne ou non. Sans perte de généralité, nous supposons que la valeur 0 signifie une panne du capteur et la valeur 1, une absence de panne. L'indice de configuration de panne k est le mot binaire v_1^k, \dots, v_N^k . On comprend donc que $0 \leq k \leq 2^N - 1$ et que le nombre de configurations de pannes possibles est 2^N . Pour une configuration de panne $k = v_1^k, \dots, v_N^k$ donnée, l'estimation conditionnelle \hat{V}_k ne fait intervenir que les mesures principales des capteurs qui ne sont pas en panne dans cette configuration, autrement dit les mesures principales $a_n(t)$, telles que $v_n^k = 1$, à l'exclusion des autres mesures principales.

25

Avantageusement, lorsque le nombre de capteurs qui ne sont pas en panne dans la configuration k , c'est-à-dire $n_{coh}^k = \sum_{n=1}^N v_n^k$ (où la somme est ici calculée dans \mathbb{N}) est impair, l'estimation conditionnelle est obtenue comme la médiane des mesures principales des capteurs en état de marche, soit:

5

$$\hat{V}_k = median\{a_n(t) | v_n^k = 1, n = 1, \dots, N\} \quad (1)$$

En revanche, lorsque le nombre de capteurs principaux en état de marche de la configuration k , n_{coh}^k , est pair, l'estimation conditionnelle est obtenue comme la

10 moyenne des mesures principales de ces capteurs, soit :

$$\hat{V}_k = mean\{a_n(t) | v_n^k = 1, n = 1, \dots, N\} \quad (2)$$

Alternativement au calcul de la moyenne, on peut obtenir une première valeur médiane sur les $n_{coh}^k - 1$ (nombre impair) mesures principales les plus faibles des capteurs en état

15 de marche et une seconde valeur médiane sur les $n_{coh}^k - 1$ mesures principales les plus élevées, l'estimation \hat{V}_k étant alors calculée comme la moyenne entre les première et seconde valeurs médianes.

On notera on outre que l'estimation conditionnelle pourra également être

20 obtenue comme la moyenne des mesures principales dans le cas où le nombre n_{coh}^k des capteurs principaux en état de marche de la configuration k est impair.

Quelle que soit la parité de k , on pourra, le cas échéant, prendre en compte dans l'estimation conditionnelle \hat{V}_k , une ou plusieurs mesures secondaires, fusionnées ou non.

Dans ce cas, l'estimation conditionnelle \hat{V}_k pourra être obtenue par une combinaison des

25 mesures principales des capteurs en état de marche de la configuration k et des mesures secondaires, pondérées par leurs degrés de précision respectifs. Ainsi, si l'on note \hat{V}_k^h l'estimation conditionnelle du paramètre V basée sur les seules mesures principales de

la configuration k et \hat{V}_p^l l'estimation de ce même paramètre à l'aide des mesures secondaires $b_m^p(t)$, $m=1,\dots,M$, l'estimation conditionnelle \hat{V}_k pourra avoir la forme suivante :

$$5 \quad \hat{V}_k = \frac{\eta^h \hat{V}_k^h + \sum_{p=1}^P \eta_p^l \hat{V}_p^l}{\eta^h + \sum_{p=1}^P \eta_p^l} \quad (2')$$

où η^h est le degré de précision des mesures principales $a_n(t)$, $n=1,\dots,N$ (supposé identique quel que soit la mesure principale) et η_p^l est le degré de précision des mesures secondaires $b_m^p(t)$, $m=1,\dots,M$, les degrés de précision étant d'autant plus élevés que les
10 mesures sont plus précises ($\eta^h > \eta_p^l$, $p=1,\dots,P$).

Enfin, dans le cas particulier où $k=0$, autrement dit lorsque tous les capteurs principaux sont considérés comme en panne, l'estimation conditionnelle \hat{V}_k , peut être obtenue à partir des mesures secondaires, $b_m^p(t)$, par exemple comme la valeur médiane ou la valeur moyenne de ces mesures.

15

A l'étape 440, on calcule des facteurs de pondération pour les différentes configurations de panne possibles des capteurs principaux à partir des scores de cohérence des mesures principales avec les mesures secondaires, obtenus à l'étape 420. Le facteur de pondération relatif à une configuration de panne des capteurs principaux
20 traduit la probabilité de cette configuration, compte tenu de la cohérence observée entre chacune des mesures principales et l'ensemble des mesures secondaires.

Pour une configuration $k = v_1^k, \dots, v_N^k$ donnée, le facteur de pondération β_k de cette configuration est calculé au moyen de :

$$25 \quad \beta_k = \prod_{n=1}^N (\alpha_n)^{v_n^k} (1 - \alpha_n)^{1 - v_n^k} \quad (3)$$

On comprend de l'expression (3) que le facteur de pondération de la configuration de panne k est le produit des scores de cohérence relatifs aux capteurs en état de marche dans cette configuration et des scores de non-cohérence pour les capteurs en panne. En
 5 d'autres termes, on déduit des scores de cohérence de chaque mesure principale avec l'ensemble des mesures secondaires, les probabilités des différentes configurations de panne.

Enfin, à l'étape 450, on calcule l'estimation du paramètre en pondérant les
 10 estimations conditionnelles \hat{V}_k , relatives aux différentes configurations de panne, $k = 0, \dots, 2^N - 1$ par leurs coefficients de pondération respectifs, soit :

$$\hat{V} = \sum_{k=0}^{2^N-1} \beta_k \hat{V}_k \quad (4)$$

15 Le calcul des scores de cohérence entre chaque mesure principale $a_n(t)$ et l'ensemble des mesures secondaires $b_m^p(t)$, $p = 1, \dots, P$, $m = 1, \dots, M$ (ou bien en cas de fusion préalable entre chaque mesure principale $a_n(t)$ et l'ensemble des mesures secondaires $b_p(t)$, $p = 1, \dots, P$) peut être réalisé selon plusieurs variantes.

Dans un but de simplification de la présentation, nous supposerons que l'on
 20 dispose de $P=2$ ensembles de capteurs secondaires et que l'on a effectué une fusion préalable des mesures pour chacun de ces deux ensembles. Nous ne mentionnerons pas non plus dans les notations des mesures principales/ secondaires, la variable temporelle t , celle-ci étant désormais considérée comme sous-entendue.

On notera ainsi a_n les mesures des capteurs principaux, b_1 la mesure (fusionnée)
 25 du premier ensemble de capteurs secondaires, et b_2 la mesure (fusionnée) du second ensemble de capteurs secondaires.

Selon une première variante, les scores de cohérence sont obtenus par la méthode des croyances de Dempster-Shafer. On trouvera notamment un exposé de cette méthode dans l'article de S. Le Hégarat *et al.* intitulé « Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing », publié dans IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 35, No. 4, Juillet 1997, pp. 1018-1031.

La méthode de Dempster-Shafer suppose que l'on définisse d'une part un ensemble Θ d'hypothèses, appelé cadre de discernement et que l'on dispose d'autre part d'une pluralité de sources d'information apportant un crédit à telle ou telle hypothèse.

Pour chaque mesure principale a_n , nous pouvons considérer les hypothèses suivantes, représentées par des sous-ensembles de Θ :

- $a_n b_1$: la mesure a_n est cohérente avec la mesure secondaire b_1 ;
- $\overline{a_n b_1}$: la mesure a_n n'est pas cohérente avec la mesure secondaire b_1 ;
- $X_{a_n b_1}$: la cohérence entre les mesures a_n et b_1 est incertaine ;
- $a_n b_2$: la mesure a_n est cohérente avec la mesure secondaire b_2 ;
- $\overline{a_n b_2}$: la mesure a_n n'est pas cohérente avec la mesure secondaire b_2 ;
- $X_{a_n b_2}$: la cohérence entre les mesures a_n et b_2 est incertaine.

Les descripteurs susceptibles d'apporter de l'information sur ces hypothèses sont les écarts entre les mesures principales et les mesures secondaires tels que calculés à l'étape 410 de la Fig. 4, et plus précisément :

- l'écart d_{n1} entre les mesures a_n et b_1 pour les hypothèses $a_n b_1, \overline{a_n b_1}, X_{a_n b_1}$;
- l'écart d_{n2} entre les mesures a_n et b_2 pour les hypothèses $a_n b_2, \overline{a_n b_2}, X_{a_n b_2}$.

25

Dans la terminologie utilisée dans la théorie de Dempster-Shafer, les sous-ensembles de Θ pour lesquels les descripteurs peuvent apporter du crédit (ou de la croyance) sont dénommés ensembles focaux.

Ainsi, les sous-ensembles $a_n b_1, \overline{a_n b_1}, X_{a_n b_1}$ sont les ensembles focaux associés au descripteur d_{n1} et les sous-ensembles $a_n b_2, \overline{a_n b_2}, X_{a_n b_2}$ sont les ensembles focaux associés au descripteur d_{n2} .

5 Toutes les intersections/ réunions possibles des ensembles focaux et leurs intersections/réunions forment le cadre de discernement Θ . Autrement dit Θ contient les ensembles focaux et est stable par les opérations d'intersection et de réunion.

La quantité de crédit qu'un descripteur alloue à un ensemble focal associé est dénommée masse.

10 La Fig. 5 représente un exemple d'allocation de masses aux ensembles focaux $a_n b_1, \overline{a_n b_1}, X_{a_n b_1}$ par le descripteur d_{n1} .

Les valeurs des masses sont comprises entre 0 et 1. On remarque que la masse $m(a_n b_1)$ allouée à l'ensemble focal $a_n b_1$ est une fonction décroissante de l'écart d_{n1} et atteint la valeur nulle pour une valeur de seuil δ . La masse allouée à l'ensemble focal $\overline{a_n b_1}$ est en revanche une fonction croissante de l'écart d_{n1} , à partir de la valeur nulle lorsque l'écart est égal au seuil δ . Enfin la masse allouée à l'incertitude $X_{a_n b_1}$ est maximale ($m(X_{a_n b_1})=1$) lorsque les masses allouées aux ensembles focaux $a_n b_1$ et $\overline{a_n b_1}$ sont minimales (autrement dit pour $d_{n1} = \delta$) et celle-ci est minimale ($m(X_{a_n b_1})=1-\mu$) lorsque l'une des masses allouées aux ensembles focaux $a_n b_1$ et $\overline{a_n b_1}$ est maximale ($m(a_n b_1)=\mu$ ou $m(\overline{a_n b_1})=\mu$). Dans tous les cas, la somme des masses allouées aux ensembles focaux par le descripteur est égale à 1 :

$$m(a_n b_1) + m(\overline{a_n b_1}) + m(X_{a_n b_1}) = 1 \quad (5-1)$$

25 De la même façon on a :

$$m(a_n b_2) + m(\overline{a_n b_2}) + m(X_{a_n b_2}) = 1 \quad (5-2)$$

Les intersections entre les ensembles focaux sont des sous-ensembles de Θ (et donc des éléments de l'ensemble $\wp(\Theta)$ des parties de Θ). Pour une mesure principale

5 donnée a_n , les intersections peuvent être représentées par le tableau suivant :

	$a_n b_1$	$\overline{a_n b_1}$	$X_{a_n b_1}$
$a_n b_2$	$a_n b_1 \cap a_n b_2$	$\overline{a_n b_1} \cap a_n b_2$	$X_{a_n b_1} \cap a_n b_2$
$\overline{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap \overline{a_n b_2}$	$\overline{a_n b_1} \cap \overline{a_n b_2}$	$X_{a_n b_1} \cap \overline{a_n b_2}$
$X_{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap X_{a_n b_2}$	$\overline{a_n b_1} \cap X_{a_n b_2}$	$X_{a_n b_1} \cap X_{a_n b_2}$

Tableau I

10 On considère maintenant l'hypothèse H_n suivante, élément de Θ :

H_n : la mesure principale a_n est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires b_1 et b_2 .

Cette hypothèse peut être représentée par la réunion des sous-ensembles apparaissant dans la première colonne et la première ligne du tableau I, autrement dit

15 ceux qui apparaissent dans le tableau suivant :

	$a_n b_1$	$\overline{a_n b_1}$	$X_{a_n b_1}$
$a_n b_2$	$a_n b_1 \cap a_n b_2$	$\overline{a_n b_1} \cap a_n b_2$	$X_{a_n b_1} \cap a_n b_2$
$\overline{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap \overline{a_n b_2}$		
$X_{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap X_{a_n b_2}$		

Tableau II

En effet, la première colonne du tableau correspond à la cohérence de la mesure principale a_n avec la mesure secondaire b_1 et la première ligne du tableau correspond à la cohérence de la mesure principale a_n avec la mesure secondaire b_2 .

- 5 La croyance de l'hypothèse H_n , est définie comme la somme des croyances des ensembles compris dans H_n , autrement dit :

$$Bel(H_n) = \sum_{\substack{\Omega \in \wp(\Theta) \\ \Omega \subseteq H_n}} m(\Omega) \quad (6)$$

- 10 Dans le cas présent, la croyance de l'hypothèse H_n peut s'exprimer de la manière suivante :

$$Bel(H_n) = m(a_n b_1 \cap a_n b_2) + m(\overline{a_n b_1} \cap a_n b_2) + m(X_{a_n b_1} \cap a_n b_2) + m(a_n b_1 \cap \overline{a_n b_2}) + m(a_n b_1 \cap X_{a_n b_2}) \quad (7)$$

- 15 et, en supposant une absence de conflit entre les mesures secondaires :

$$Bel(H_n) = m(a_n b_1).m(a_n b_2) + m(\overline{a_n b_1}).m(a_n b_2) + m(X_{a_n b_1}).m(a_n b_2) + m(a_n b_1).m(\overline{a_n b_2}) + m(a_n b_1)m(X_{a_n b_2}) \quad (8)$$

- 20 La méthode de Dempster-Shafer permet de définir également la plausibilité de l'hypothèse H_n comme la somme des croyances des ensembles ayant une intersection non vide avec H_n , autrement dit :

$$Pls(H_n) = \sum_{\substack{\Omega \in \wp(\Theta) \\ \Omega \cap H_n \neq \emptyset}} m(\Omega) \quad (9)$$

Si l'on considère à nouveau le tableau I, on comprend que la somme de l'expression (9) fait intervenir tous les éléments du tableau hormis l'élément central, ce que l'on peut représenter par :

	$a_n b_1$	$\overline{a_n b_1}$	$X_{a_n b_1}$
$a_n b_2$	$a_n b_1 \cap a_n b_2$	$\overline{a_n b_1} \cap a_n b_2$	$X_{a_n b_1} \cap a_n b_2$
$\overline{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap \overline{a_n b_2}$		$X_{a_n b_1} \cap \overline{a_n b_2}$
$X_{a_n b_2}$	$a_n b_1 \cap X_{a_n b_2}$	$\overline{a_n b_1} \cap X_{a_n b_2}$	$X_{a_n b_1} \cap X_{a_n b_2}$

5

Tableau III

La plausibilité de H_n peut s'exprimer simplement à partir de la croyance de H_n , en prenant en compte les éléments supplémentaires apparaissant dans le tableau III :

10

$$Pls(H_n) = Bel(H_n) + m(\overline{a_n b_1}) \cdot m(X_{a_n b_2}) + m(X_{a_n b_1}) \cdot m(\overline{a_n b_2}) + m(X_{a_n b_1}) \cdot m(X_{a_n b_2}) \quad (10)$$

La croyance et la plausibilité encadrent la probabilité que l'hypothèse H_n soit bien vérifiée. On définit alors le score de cohérence de la mesure principale a_n en combinant la croyance et la plausibilité de H_n à l'aide d'une fonction de combinaison. On peut par exemple définir le score de cohérence de la mesure principale a_n par la moyenne arithmétique:

15

$$\alpha_n = \frac{1}{2} (Bel(H_n) + Pls(H_n)) \quad (11)$$

20

D'autres fonctions de combinaison (par exemple moyenne géométrique) de la croyance et de la plausibilité pourront être envisagées par l'homme du métier sans sortir du cadre de la présente invention.

Revenant au cas général d'un nombre $P \geq 2$ quelconque d'ensemble de capteurs secondaires, la Fig. 6 représente de manière schématique le calcul du score de cohérence d'une mesure principale a_n avec l'ensemble des mesures secondaires b_p , $p = 1, \dots, P$.

5

A l'étape 610, on calcule les masses allouées aux ensembles focaux $a_n b_p$, $\overline{a_n b_p}$, $X_{a_n b_p}$, $p = 1, \dots, P$, par le descripteur d_{np} traduisant l'écart entre les mesures a_n et b_p . Les fonctions de masse sont par exemple déterminées préalablement de manière heuristique.

10

A l'étape 620, on calcule la croyance $Bel(H_n)$ de l'hypothèse H_n de cohérence de la mesure a_n avec au moins l'une des mesures secondaires b_p , $p = 1, \dots, P$, à partir des masses calculées à l'étape précédente.

15

A l'étape 630, on calcule la plausibilité $Pls(H_n)$ de l'hypothèse H_n de cohérence de la mesure a_n avec au moins l'une des mesures secondaires b_p , $p = 1, \dots, P$, à partir de la croyance $Bel(H_n)$ calculée à l'étape précédente et des masses calculées à l'étape 620.

20

A l'étape 640, on calcule le score de cohérence α_n de la mesure principale a_n avec l'ensemble des mesures secondaires en combinant la croyance $Bel(H_n)$ et la plausibilité $Pls(H_n)$, $\alpha_n = \Gamma(Bel(H_n), Pls(H_n))$ où Γ est une fonction de combinaison, par exemple une moyenne.

25

Dans le cas où l'on ne procède pas à la fusion préalable des mesures aux étapes 410, 420, on dispose de MP mesures secondaires b_m^p , $p = 1, \dots, P$, $m = 1, \dots, M$. On peut calculer les masses allouées aux trois ensembles focaux $a_n b_m^p$, $\overline{a_n b_m^p}$, $X_{a_n b_m^p}$ pour chacune

de ces MP mesures. Le calcul du score de cohérence se poursuit alors de manière similaire, l'hypothèse de cohérence H_n étant remplacée par une hypothèse plus lâche, \tilde{H}_n , selon laquelle la mesure a_n est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires b_m^p , $p = 1, \dots, P$, $m = 1, \dots, M$.

5

Selon une seconde variante, les scores de cohérence sont obtenus par une méthode de logique floue.

On définit pour ce faire une pluralité de variables linguistiques L_{np} (au sens de la logique floue) comme la cohérence de la mesure a_n avec la mesure secondaire b_p (fusion des mesures secondaires b_m^p , $m = 1, \dots, M$). La variable linguistique L_{np} peut être exprimée sous la forme de trois termes linguistiques {forte cohérence, cohérence moyenne ; faible cohérence}, chacun de ces termes étant sémantiquement défini comme un ensemble flou sur les valeurs d'écart d_{np} entre les mesures a_n et b_p .

15

La Fig. 7 représente un exemple de fonction d'appartenance définissant le terme linguistique « forte cohérence » pour la variable linguistique L_{np} . On a indiqué en abscisse l'écart d_{np} entre les mesures a_n et b_p . Cette fonction d'appartenance peut être paramétrée par une valeur de seuil de transition σ et une pente γ du segment de droite reliant les valeurs 0 et 1. La fonction d'appartenance peut suivre une loi plus complexe, par exemple une loi non linéaire (par exemple une loi en arctan) ou bien encore une loi avec des parties linéaires raccordées par des fonctions polynomiales (par exemple des splines).

20

25

Les paramètres de ces fonctions d'appartenance peuvent être obtenus de manière heuristique ou par apprentissage. De la même façon, des fonctions d'appartenance donnent la définition des termes « cohérence moyenne » et « faible cohérence ».

Si l'on reprend le cas précédent de deux mesures secondaires (fusionnées) b_1, b_2 le calcul du score de cohérence peut faire appel aux règles floues suivantes :

R_1^n : si forte cohérence avec b_1 et forte cohérence avec b_2 , la mesure a_n est cohérente avec l'ensemble des mesures secondaires ;

5 R_2^n : si forte cohérence avec b_1 , la mesure a_n est cohérente avec l'ensemble des mesures secondaires ;

R_3^n : si forte cohérence avec b_2 , la mesure a_n est cohérente avec l'ensemble des mesures secondaires.

10 Le score de cohérence de la mesure a_n avec l'ensemble des mesures secondaires est alors déterminé par :

$$\alpha_n = (a_n b_1 \text{ AND } a_n b_2) \text{ OR } (a_n b_1) \text{ OR } (a_n b_2) \quad (12)$$

15 où AND et OR sont respectivement des opérateurs ET (intersection) et OU (réunion) flous et où $a_n b_1, a_n b_2$ sont respectivement les valeurs floues relatives au terme linguistique « forte cohérence » pour les variables linguistiques L_{n1} et L_{n2} .

20 D'autres jeux de règles floues pourront être utilisés alternativement ou cumulativement. Pour un nombre P de mesures secondaires, on pourra par exemple considérer que si la mesure a_n est cohérente avec au moins un nombre prédéterminé $P_{\min} < P$ de ces mesures, alors elle est cohérente avec l'ensemble des mesures secondaires. De manière générale, si l'on note $R_k^n, k = 1, \dots, K$, les règles floues de cohérence pour la mesure a_n , le score de cohérence sera déterminé par :

25
$$\alpha_n = \text{OR}_{k=1, \dots, K} (R_k^n) \quad (13)$$

où les règles R_k^n font intervenir les fonctions d'appartenance des termes linguistiques « forte cohérence », « cohérence moyenne » et « faible cohérence » des variables linguistiques L_{np} , et les opérateurs flous AND, OR et NOT.

5 Les opérateurs flous AND, OR et NOT seront préférentiellement les opérateurs flous de Lukasiewicz définis par :

$$a \text{ AND } b = \max(0, a+b-1) \quad (14-1)$$

$$a \text{ OR } b = \min(1, a+b) \quad (14-2)$$

10 $\text{NOT}(a) = 1-a \quad (14-3)$

Alternativement, on pourra utiliser des opérateurs probabilistes ou des opérateurs de Zadeh.

15 Les règles floues intervenant dans les expressions (12) et (13) peuvent être avantageusement pondérées. Par exemple dans le cas de l'expression (12), on conçoit qu'un poids plus important soit attribué au terme conjonctif $a_n b_1 \text{ AND } a_n b_2$ qu'aux termes $a_n b_1, a_n b_2$. Le score de cohérence obtenu par pondération des règles floues peut s'exprimer alors comme suit:

20
$$\alpha_n = ((1-2\lambda)[a_n b_1 \text{ AND } a_n b_2]) \text{ OR } (\lambda[a_n b_1]) \text{ OR } (\lambda[a_n b_2]) \quad (15)$$

où $0 < \lambda < 1/2$. De manière similaire, dans l'expression (13) on pourra octroyer un poids plus élevé aux règles R_k^n traduisant la cohérence avec un nombre important de mesures secondaires et un poids moins élevé à celles traduisant la cohérence avec un nombre plus
25 faibles de telles mesures. Le facteur de pondération λ pourra être adaptatif. Par exemple si le paramètre à estimer est la vitesse de l'aéronef, le facteur de pondération λ pourra être fonction du nombre de Mach. Par exemple, pour des nombres de Mach élevés on pourra tolérer plus largement une cohérence avec une des mesures secondaires

seulement et donc prévoir un facteur de pondération λ plus grand que pour des nombres de Mach plus faibles. Enfin, d'autres règles de pondération que (15) pourront être envisagées sans sortir du cadre de la présente invention.

5 La Fig. 8 représente la seconde variante de calcul d'un score de cohérence d'une mesure principale a_n avec l'ensemble des mesures secondaires b_p , $p = 1, \dots, P$ selon ladite seconde variante.

10 A l'étape 810, on calcule les valeurs floues relatives au terme linguistique « forte cohérence », $a_n b_p$, en fonction des écarts d_{np} entre la mesure principale a_n et les mesures secondaires b_p , $p = 1, \dots, P$. Ce calcul de valeurs floues (ou fuzzification) est réalisé à partir des fonctions d'appartenance telles que celle représentée en Fig. 7 (avec une fonction d'appartenance par mesure secondaire). Celles-ci peuvent être obtenues de manière heuristique (fixation des paramètres σ et γ) ou bien résulter d'une phase
15 d'apprentissage. Comme indiqué plus haut, d'autres fonctions d'appartenance plus complexes, suivant notamment des lois non linéaires pourront être utilisées sans sortir du cadre de la présente invention, comme indiqué plus haut.

A l'étape 820, on applique des règles floues de cohérence prédéfinies, R_k^n , $k = 1, \dots, K$, opérant sur les valeurs floues obtenues à l'étape précédente.

20 A l'étape 830, on calcule le score de cohérence $\alpha_n = \text{OR}_{k=1, \dots, K} (R_k^n)$ où l'opérateur OR est un opérateur flou OU, de préférence un opérateur OU de Lukasiewicz. Les différentes règles peuvent en outre être pondérées comme expliqué plus haut.

25 Si l'on ne procède pas à la fusion préalable des mesures secondaires aux étapes 410, 420, on dispose de MP mesures secondaires b_m^p , $p = 1, \dots, P$, $m = 1, \dots, M$. On définit alors des variables linguistiques L_{mnp} comme la cohérence de la mesure a_n avec la mesure secondaire b_m^p , $m = 1, \dots, M$. La variable linguistique L_{mnp} pouvant être exprimée sous la forme de trois termes linguistiques {forte cohérence ; cohérence moyenne ; faible

cohérence}, chacun de ces termes étant sémantiquement défini comme un ensemble flou sur les valeurs d'écart d_{nmp} entre les mesures a_n et b_m^p . Le calcul du score de cohérence se poursuit de manière similaire, à partir de règles floues prédéfinies R_k^n , $k = 1, \dots, K$, chaque règle faisant intervenir les fonctions d'appartenance des termes linguistiques « forte cohérence », « cohérence moyenne » et « faible cohérence » des variables linguistiques L_{nmp} , et les opérateurs flous AND, OR et NOT. Le score de cohérence peut être obtenu au moyen de la relation $\alpha_n = \text{OR}_{k=1, \dots, K} (R_k^n)$ ou au moyen d'une relation pondérée comme expliqué plus haut.

10 La Fig. 9 représente une estimation du paramètre de vol d'un aéronef (ici la vitesse) à partir des mesures de la Fig. 2A au moyen d'une méthode de fusion de données selon la présente invention.

Dans le cas présent on dispose de $N = 3$ capteurs principaux et deux capteurs secondaires ($P = 2, M = 1$). On a désigné par $\hat{V}_{DS}(t)$ l'estimation du paramètre de vol utilisant un calcul des scores de cohérence selon la première variante (méthode Dempster-Shafer) et $\hat{V}_{FL}(t)$ l'estimation de ce paramètre utilisant un calcul des scores de cohérence selon la seconde variante (logique floue). On remarque que les deux estimations $\hat{V}_{DS}(t)$ et $\hat{V}_{FL}(t)$ du paramètre de vol $V(t)$ sont valides et précises. Seule une déviation transitoire de faible amplitude apparaît. Cette amplitude peut être contrôlée notamment en choisissant convenablement les paramètres des fonctions de masse dans la première variante et les paramètres des fonctions d'appartenance dans la seconde variante.

25 La méthode de fusion de données décrite en relation avec la Fig. 4 fait appel (étapes 410,420) au calcul des écarts entre chaque mesure principale et l'ensemble des mesures secondaires puis à un calcul du score de cohérence en fonction de ces écarts.

Alternativement, on peut toutefois utiliser une méthode d'apprentissage supervisé pour obtenir directement un score de cohérence. Dans une phase

d'apprentissage on enregistre les écarts algébriques entre une mesure principale et les mesures secondaires pour une pluralité de cas typiques et on classe la mesure principale comme cohérente ou incohérente. Cette classification peut être réalisée en fonction d'un paramètre. Ces cas typiques permettent de déterminer une zone de cohérence, une zone d'incohérence et une zone indécidable dans un espace donné. On pourra notamment utiliser pour l'apprentissage supervisé une machine à vecteurs de support à une classe, dite machine à vecteurs de support mono-classe ou encore « one class SVM », telle que décrite par exemple dans l'article de B. Schölkopf *et al.* intitulé « Estimating the support of a high dimensional distribution » publié dans la revue *Neural Computation*, vol. 13, pp. 1443-1471, 2001.

Après cette phase d'apprentissage, on peut procéder à une classification automatique d'une nouvelle mesure principale selon la partie de l'espace dans laquelle elle se trouve. La méthode « one class SVM » fournit un score positif ou négatif selon que la mesure principale est cohérente ou non. Ce score peut ensuite transformer en un score de cohérence α , compris entre 0 et 1.

La Fig. 10 représente un exemple de classification de cohérence d'une mesure principale par apprentissage supervisé. On a représenté en abscisse le nombre de Mach et en ordonnée l'écart algébrique entre la mesure principale et une mesure secondaire.

Les croix correspondent aux cas d'apprentissage de la méthode SVM. Ces cas d'apprentissage permettent de distinguer trois zones distinctes dans le diagramme de classification : une zone 1010 correspondant à la zone de cohérence, une zone 1030 correspondant à la zone d'incohérence et une zone de transition 1020. Pour déterminer la cohérence ou l'incohérence d'une mesure principale, il suffit alors de voir dans quelle zone du diagramme se trouve la mesure. Les scores de cohérence sont alors donnés d'une part par le nombre de Mach et d'autre part par l'écart algébrique entre la mesure principale et la mesure secondaire.

Selon une variante, les scores de cohérence ne sont pas donnés directement par le nombre de Mach et l'écart entre la mesure principale et une mesure secondaire mais les paramètres des fonctions d'appartenance (par exemple le seuil de transition σ et la pente γ dans le cas de la loi illustrée en Fig. 7) sont adaptatifs. Les paramètres peuvent

dépendre du nombre de Mach de manière analytique (loi de dépendance heuristique) ou bien les valeurs de ces paramètres peuvent être stockées dans une table de correspondance (dite également table de « look-up »), adressée par le nombre de Mach.

5 De manière plus générale, la classification de cohérence supervisée ou le paramétrage adaptatif des fonctions d'appartenance peuvent être réalisés pour différentes phases ou différentes conditions de vol, en relation ou non avec le nombre de Mach. Par exemple, on pourra avoir des conditions de cohérence plus critiques pour certaines mesures principales lors des phases d'atterrissage et/ou de décollage.

REVENDEICATIONS

1. Méthode de fusion de mesures d'un paramètre, en particulier d'un paramètre de vol d'un aéronef, à partir d'un premier ensemble de mesures, dites principales, prises
5 par un premier ensemble de capteurs, dits principaux et d'une pluralité de seconds ensembles de mesures, dites secondaires, prises par des seconds ensembles de capteurs, dits secondaires, les mesures principales présentant un degré de précision supérieur aux mesures secondaires, caractérisée en ce que :
- on calcule (410) un écart entre chaque mesure principale et lesdites mesures
10 secondaires ;
 - on détermine (420) un score de cohérence de chaque mesure principale avec les mesures secondaires au moyen de l'écart ainsi obtenu ;
 - pour chaque configuration de panne possible des capteurs principaux, on effectue (430) une première estimation, dite conditionnelle, dudit paramètre à partir des
15 mesures principales prises par les capteurs n'étant pas en panne dans ladite configuration ;
 - pour chaque configuration de panne, on détermine (440) un coefficient de pondération à partir des scores de cohérence des mesures principales précédemment obtenus ;
 - on effectue une estimation dudit paramètre (450) en pondérant les
20 estimations conditionnelles relatives aux différentes configurations de panne par les coefficients de pondération correspondant à ces configurations.

2. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 1, caractérisée en ce que, pour chaque ensemble de mesures secondaires, le calcul de l'écart entre une mesure
25 principale et les mesures secondaires comprend le calcul de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire dudit ensemble.

3. Méthode de fusion de mesures selon l'une des revendications précédentes, caractérisée en ce que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures
30 secondaires est obtenue :

en calculant (620), à partir de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire, des masses respectivement allouées à un premier ensemble focal correspondant à une première hypothèse de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire, à un second ensemble focal correspondant à une seconde hypothèse d'absence de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire et à une troisième hypothèse correspondant à une incertitude de la cohérence de la mesure principale avec ladite mesure secondaire ;

en estimant (630) une croyance que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires à partir des masses ainsi obtenues ;

en estimant (640) une plausibilité que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires à partir des masses ainsi obtenues ;

en calculant (650) ledit score de cohérence en combinant ladite croyance et ladite plausibilité au moyen d'une fonction de combinaison.

4. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 1, caractérisée en ce que, pour chaque ensemble de mesures secondaires, le calcul de l'écart entre une mesure principale et les mesures secondaires comprend le calcul de l'écart entre ladite mesure principale et une mesure secondaire fusionnée obtenue en fusionnant les mesures secondaires dudit ensemble.

5. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 4, caractérisée en ce que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est obtenue :

en calculant (610), à partir de l'écart entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire fusionnée, des masses respectivement allouées à un premier ensemble focal correspondant à une première hypothèse de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée, à un second ensemble focal correspondant à une seconde hypothèse d'absence de cohérence de ladite mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée et à une troisième hypothèse

correspondant à une incertitude de la cohérence de la mesure principale avec ladite mesure secondaire fusionnée ;

en estimant (620) une croyance que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires fusionnées à partir des masses ainsi obtenues ;

5 en estimant (630) une plausibilité que la mesure principale est cohérente avec au moins l'une des mesures secondaires fusionnées à partir des masses ainsi obtenues ;

en calculant (640) ledit score de cohérence en combinant ladite croyance et ladite plausibilité au moyen d'une fonction de combinaison.

10 **6. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 3 ou 5, caractérisée en ce que ladite fonction de combinaison est une moyenne.**

7. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 2, caractérisée en ce que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est
15 **obtenue :**

en calculant (810) des valeurs floues de forte cohérence, cohérence moyenne, faible cohérence entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire à partir de l'écart entre ladite mesure principale et cette mesure secondaire ;

20 en calculant (820) des règles floues de cohérence opérant sur lesdites valeurs floues ;

en calculant (830) ledit score de cohérence en combinant lesdites règles floues ainsi calculées.

8. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 4, caractérisée en ce
25 **que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est obtenue :**

en calculant (810) des valeurs floues de forte cohérence, cohérence moyenne, faible cohérence entre ladite mesure principale et chaque mesure secondaire fusionnée à partir de l'écart entre ladite mesure principale et cette mesure secondaire fusionnée ;

en calculant (820) des règles floues de cohérence opérant sur lesdites valeurs floues ;

en calculant (830) ledit score de cohérence en combinant lesdites règles floues ainsi calculées à l'aide d'un opérateur de combinaison.

5

9. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 7 ou 8, caractérisée en ce que les règles floues de cohérence utilisent des opérateurs flous OR, AND et NOT de Lukasiewicz.

10

10. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 9, caractérisée en ce que l'opérateur de combinaison est une fonction OR.

15

11. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 10, caractérisée en ce que les règles floues sont pondérées avec des facteurs de pondération avant ladite combinaison, un facteur de pondération d'une règle étant d'autant plus élevé que celle-ci met en jeu une valeur floue de forte cohérence avec un plus grand nombre de mesures élémentaires.

20

12. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 2, caractérisée en ce que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires est obtenue au moyen d'une méthode d'apprentissage supervisé utilisant une machine à vecteurs de support mono-classe.

25

13. Méthode de fusion de mesures selon la revendication 4, caractérisée en ce que le score de cohérence d'une mesure principale avec les mesures secondaires fusionnées est obtenue au moyen d'une méthode d'apprentissage supervisé utilisant une machine à vecteurs de support mono-classe.

30

14. Méthode de fusion de mesures selon l'une des revendications précédentes, caractérisée en ce que la dite estimation conditionnelle, relative à une configuration de

panne des capteurs principaux, est obtenue comme la médiane des mesures principales des capteurs en état de marche de cette configuration, lorsque le nombre desdits capteurs en état de marche est impair.

- 5 **15.** Méthode de fusion de mesures selon l'une des revendications 1 à 13, caractérisée en ce que ladite estimation conditionnelle, relative à une configuration de panne des capteurs principaux, est obtenue comme la moyenne des mesures principales des capteurs en état de marche de cette configuration.

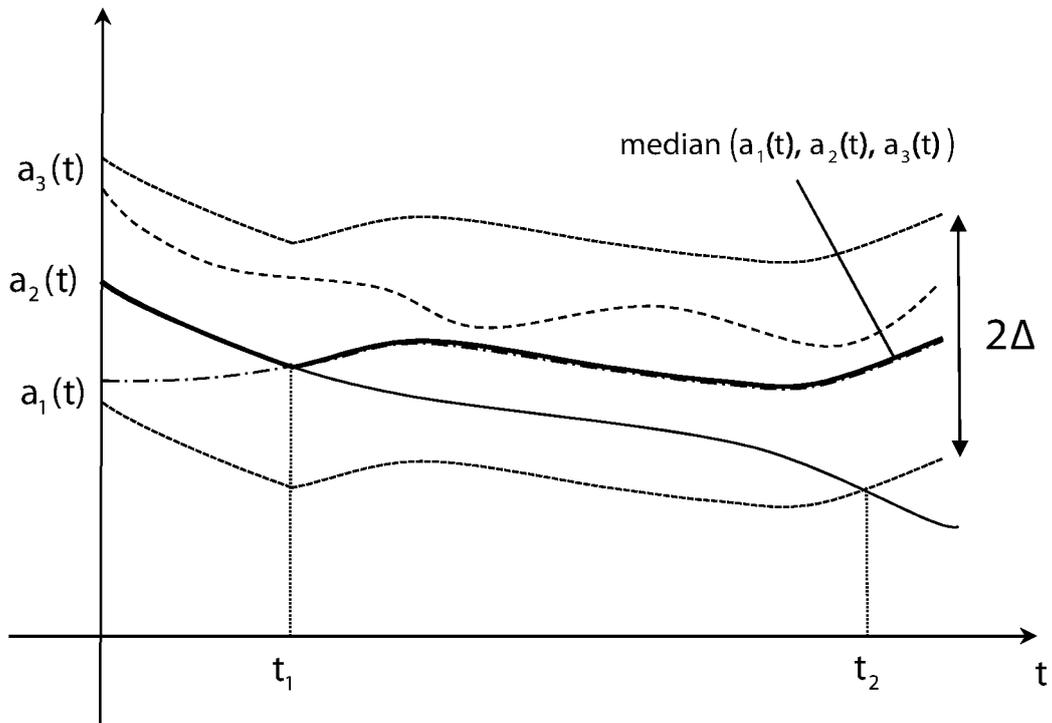


FIG.1

2/10

Scénario de pannes

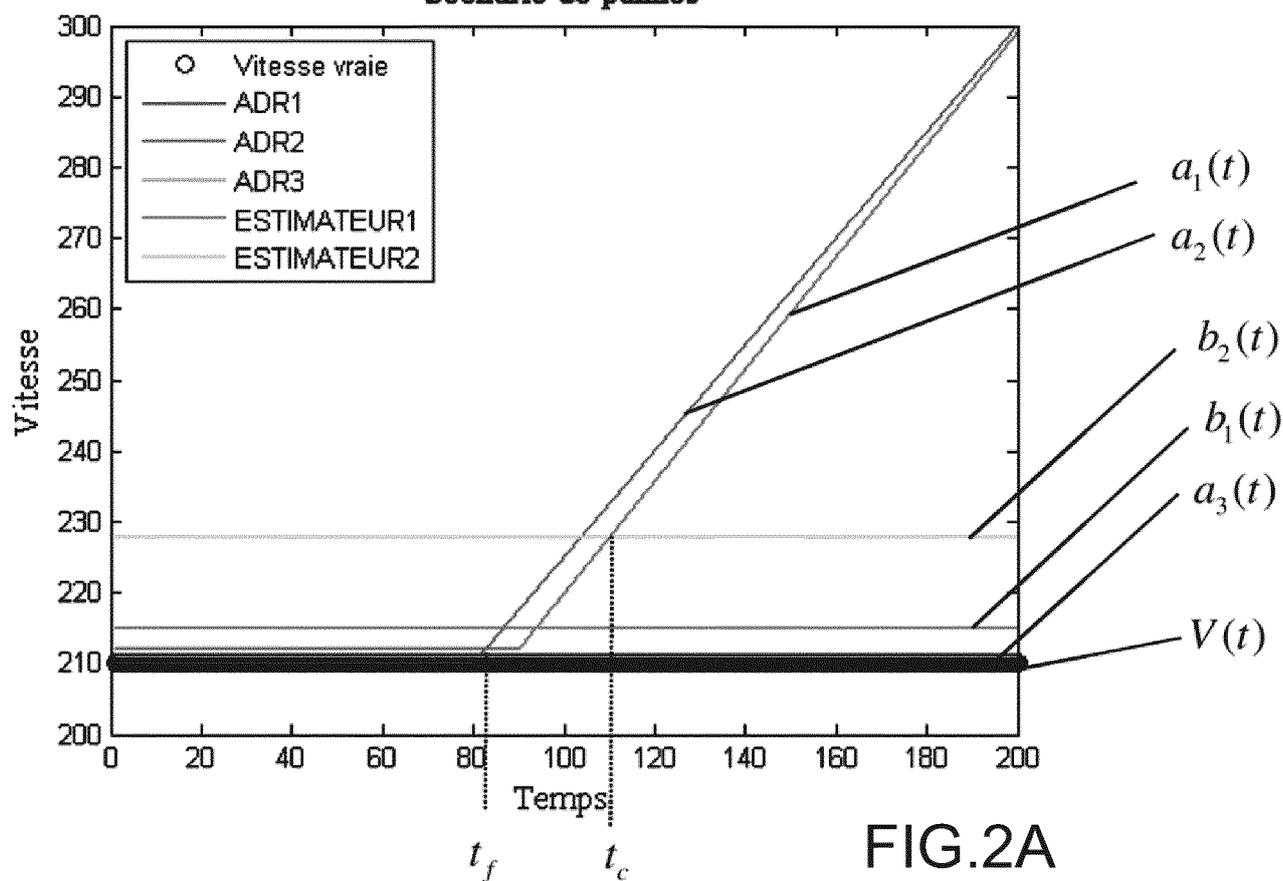


FIG.2A

VCAS

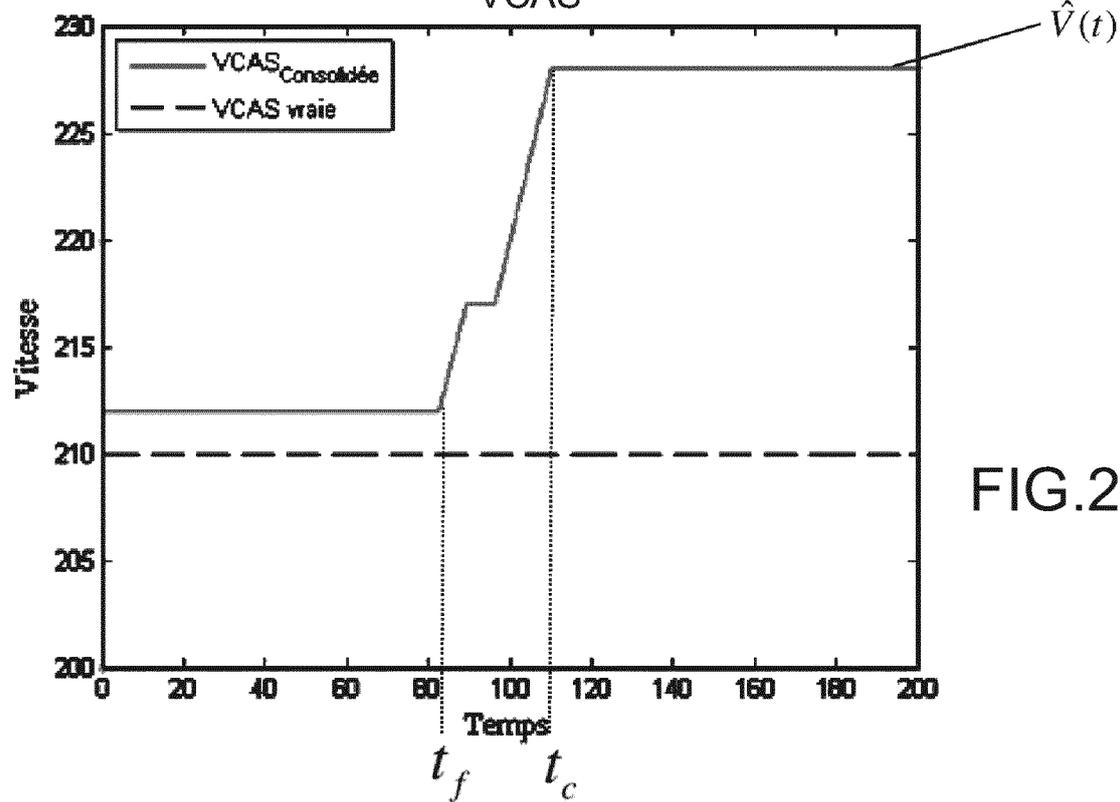


FIG.2B

3/10

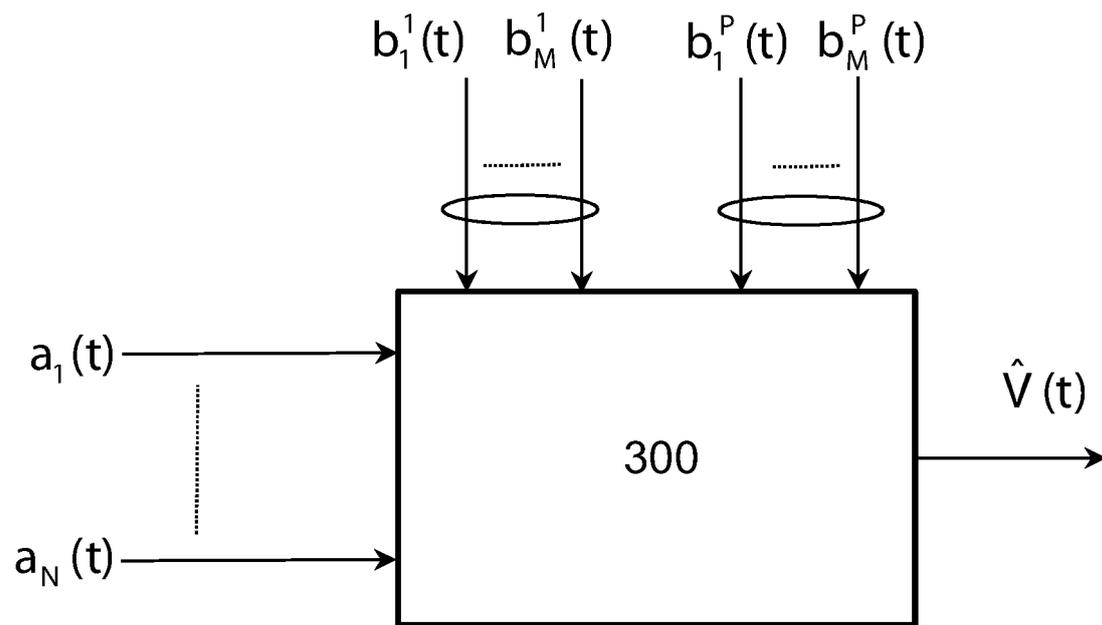


FIG.3

4/10

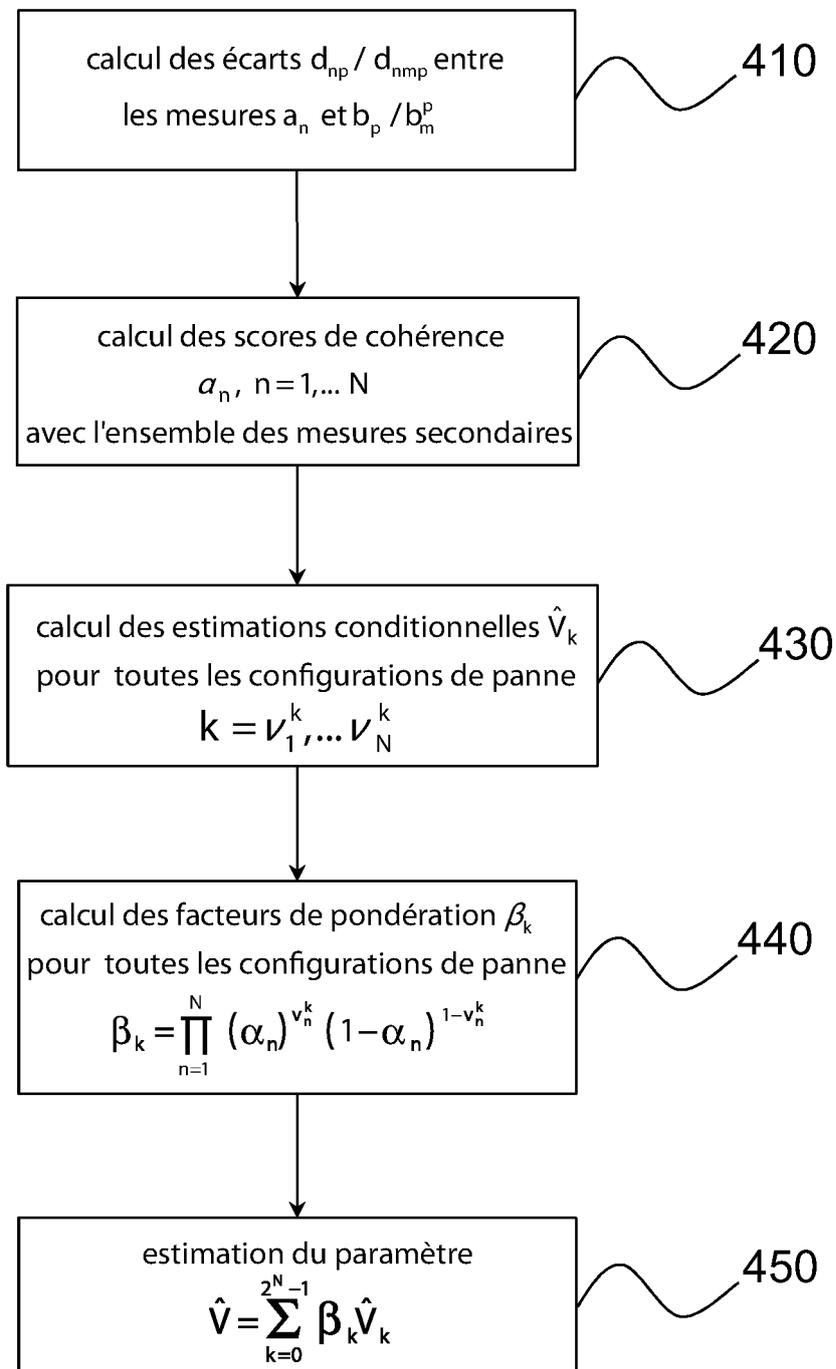


FIG.4

5/10

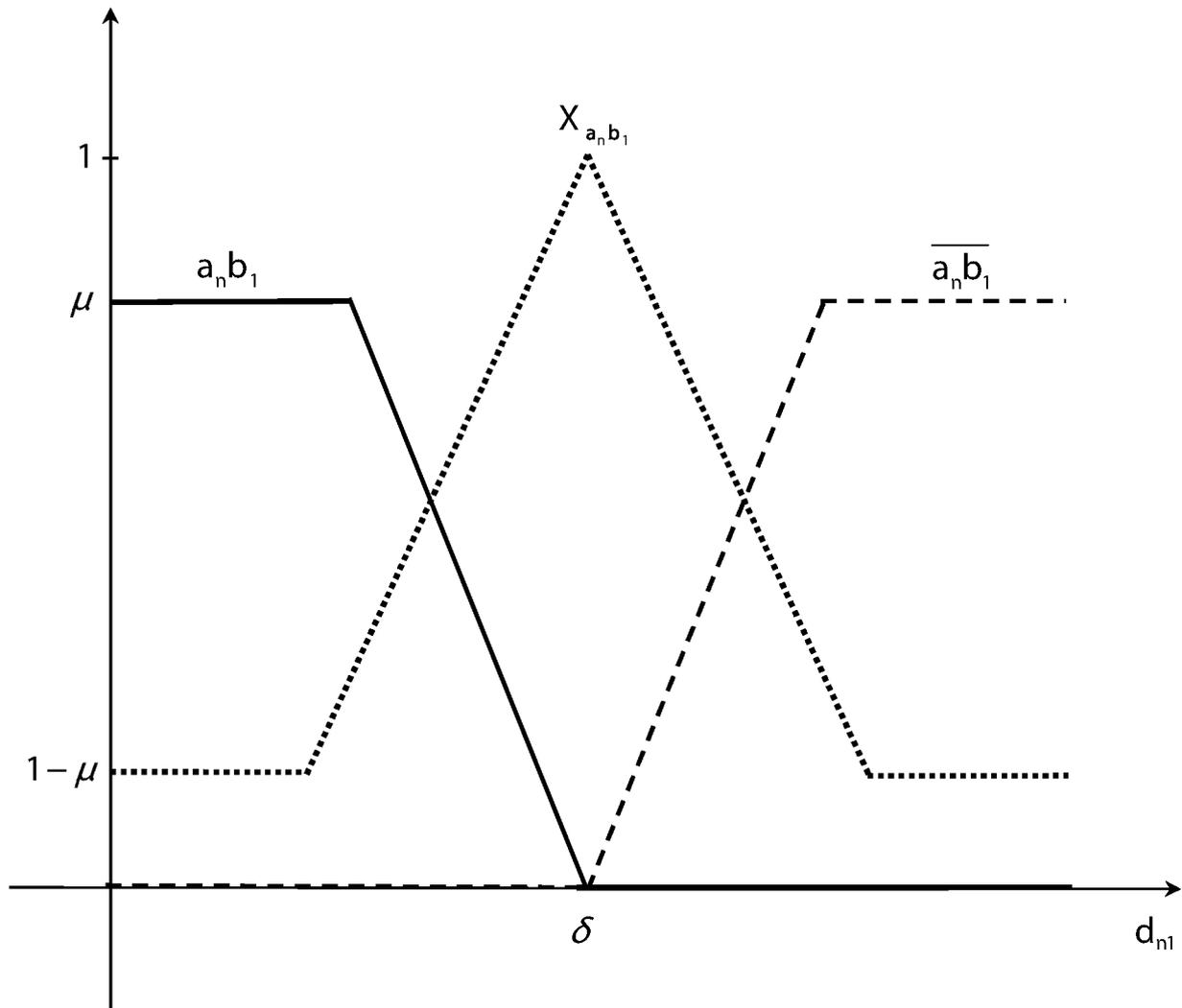


FIG.5

6/10

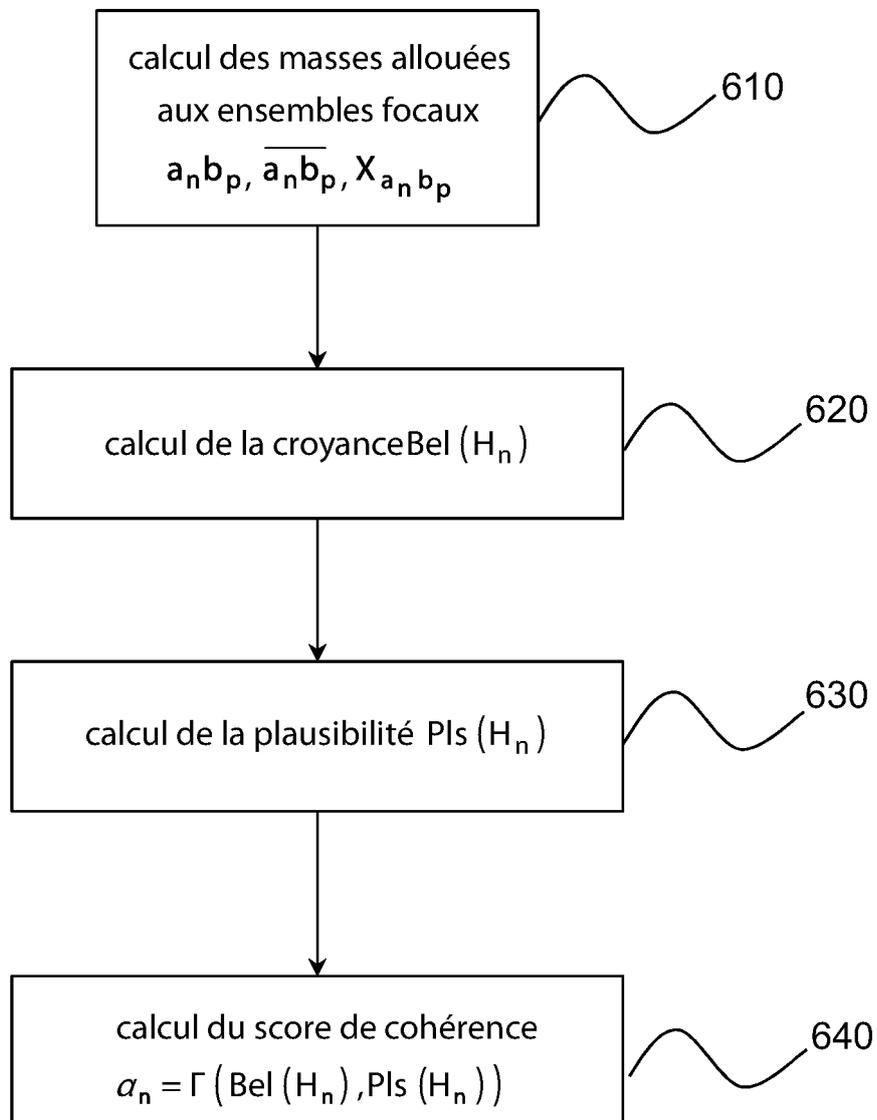


FIG.6

7/10

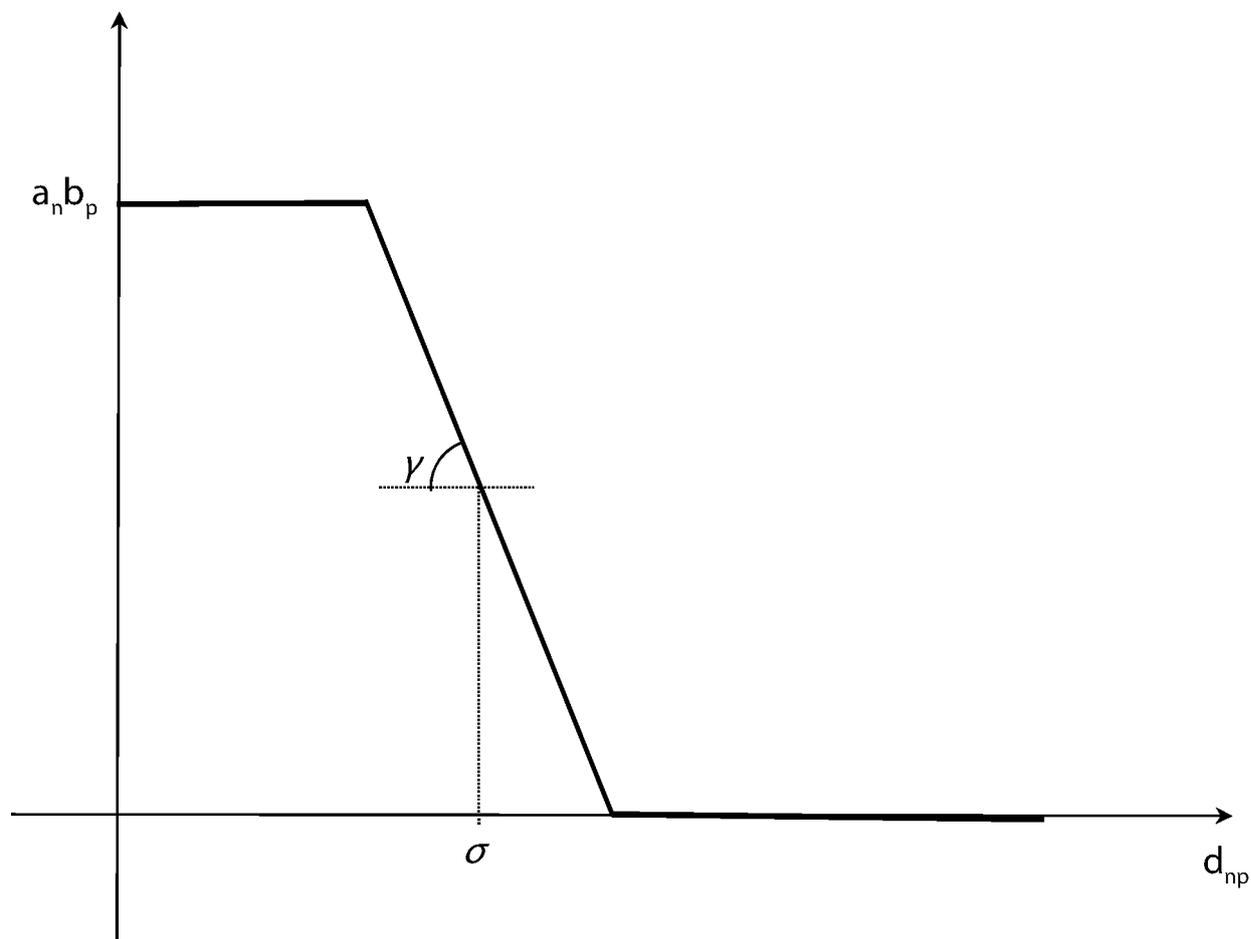


FIG.7

8/10

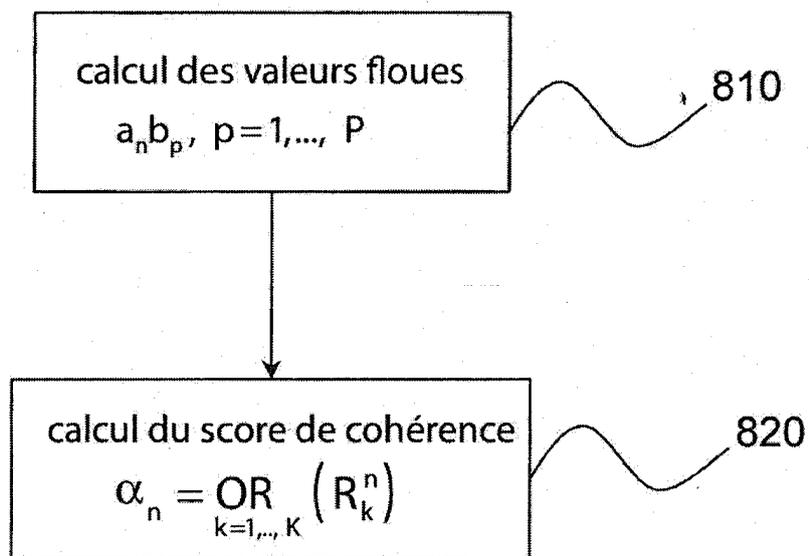


FIG.8

9/10

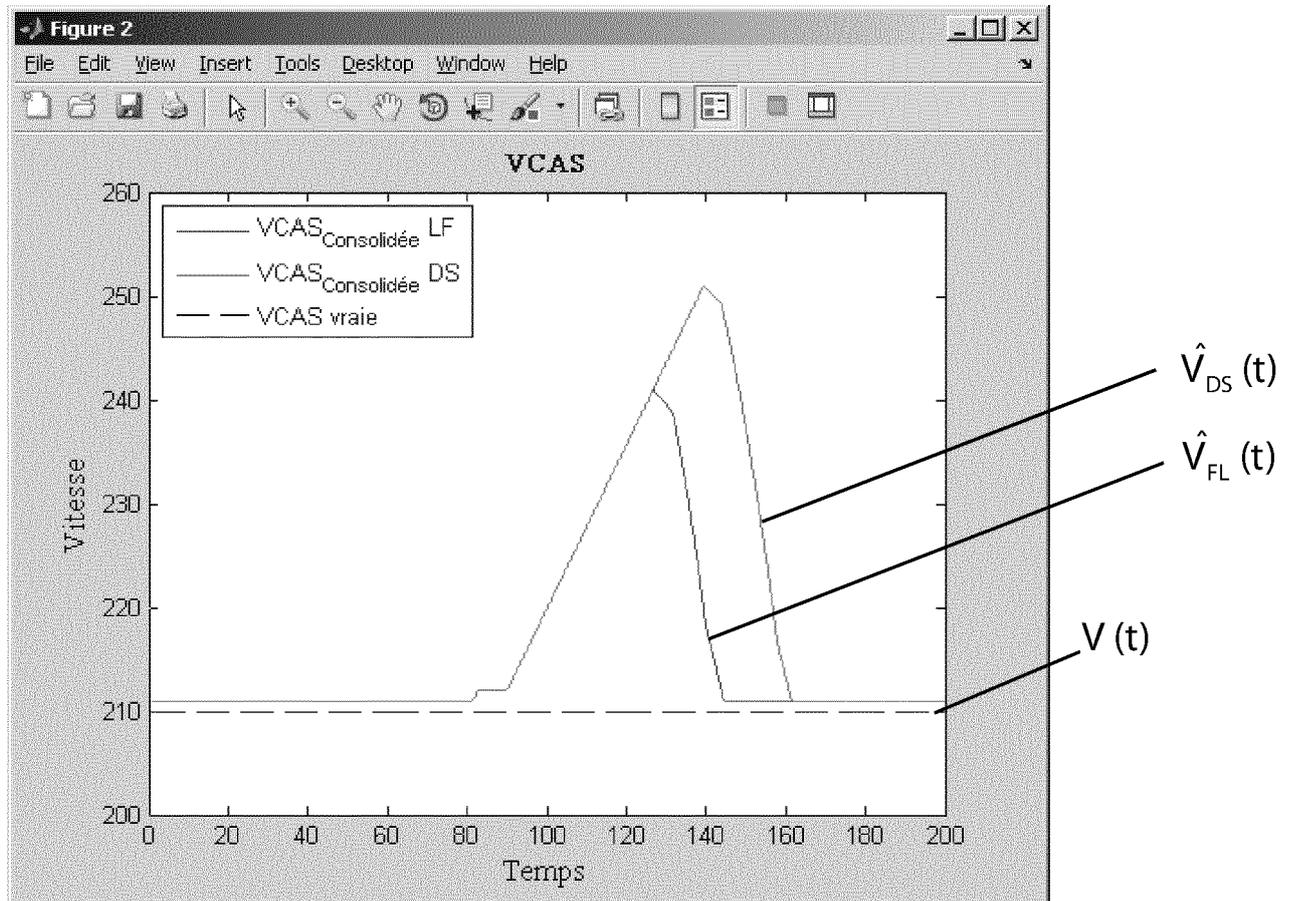


FIG.9

10/10

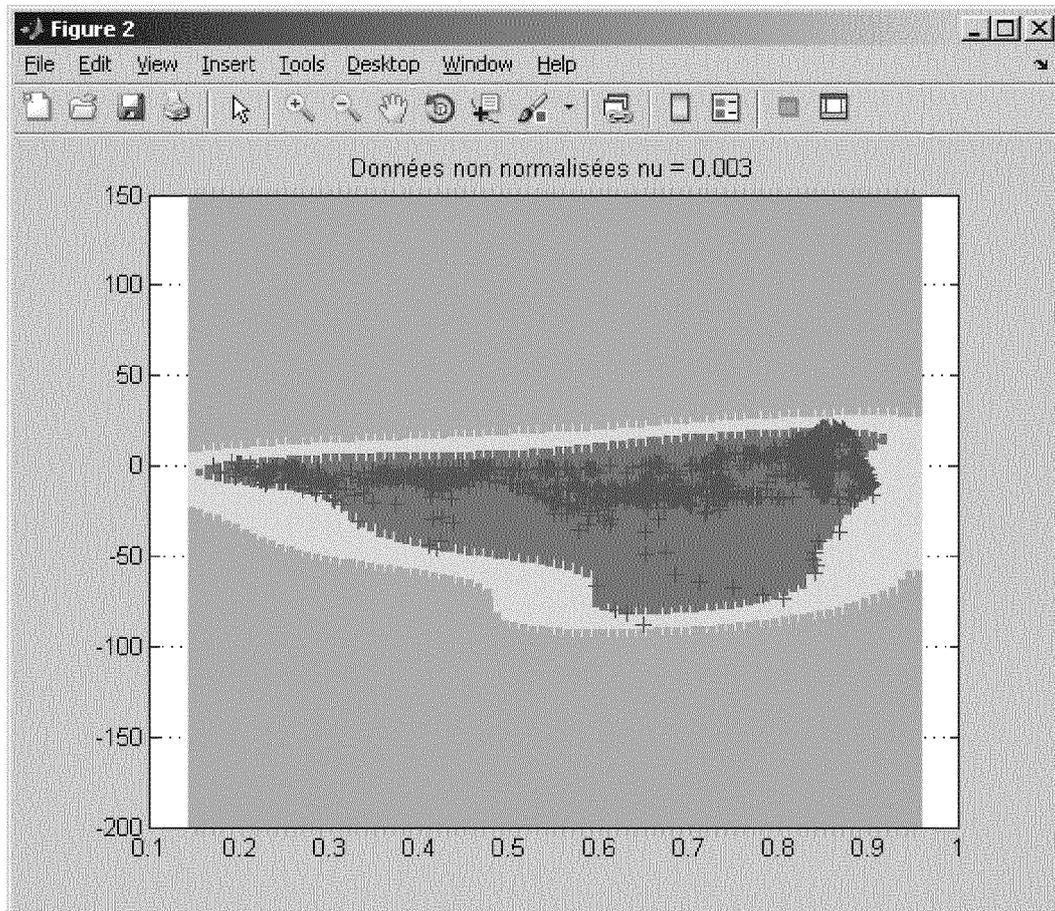


FIG.10

**ANNEXE AU RAPPORT DE RECHERCHE PRÉLIMINAIRE
RELATIF A LA DEMANDE DE BREVET FRANÇAIS NO. FR 1361754 FA 789792**

La présente annexe indique les membres de la famille de brevets relatifs aux documents brevets cités dans le rapport de recherche préliminaire visé ci-dessus.

Les dits membres sont contenus au fichier informatique de l'Office européen des brevets à la date du **13-05-2014**

Les renseignements fournis sont donnés à titre indicatif et n'engagent pas la responsabilité de l'Office européen des brevets, ni de l'Administration française

Document brevet cité au rapport de recherche		Date de publication	Membre(s) de la famille de brevet(s)	Date de publication
EP 1496414	A1	12-01-2005	CA 2472310 A1	07-01-2005
			EP 1496414 A1	12-01-2005
			FR 2857447 A1	14-01-2005
			US 2005010389 A1	13-01-2005

US 5963662	A	05-10-1999	US 5963662 A	05-10-1999
			US 6269179 B1	31-07-2001

DE 102011056644	A1	28-06-2012	CN 102539162 A	04-07-2012
			DE 102011056644 A1	28-06-2012
			FR 2969704 A1	29-06-2012
			JP 2012132450 A	12-07-2012
			US 2012161965 A1	28-06-2012
