

MISE EN ŒUVRE DES HUMS SUR LES SYSTEMES EMBARQUES - APPLICATION AUX DRONES

Aurélien Cabarbaye
ENAC
7 Avenue Edouard Belin
31400 Toulouse
aurelien.cabarbaye@enac.fr

André Cabarbaye
CNES / CAB INNOVATION
18, avenue Edouard Belin / 3 rue de la Coquille
31401 Toulouse / 31500 Toulouse
andre.cabarbaye@cabinnovation.com

Résumé

Cette communication propose une approche rationnelle de mise en œuvre des HUMS sur les systèmes embarqués en illustrant d'une application dans le domaine des drones. Les HUMS ne sont pas, en effet, réservés aux systèmes complexes et leur intégration ne conduit pas nécessairement à l'emport de moyens nouveaux (capteurs). Ils peuvent faciliter le développement des services offerts par les drones en contribuant à leur sécurisation dans une démarche générale de fiabilisation des systèmes, en améliorant notamment le diagnostic et le pronostic des phénomènes d'usure et de dégradation.

Introduction

Le « Health and Usage Monitoring Systems » (HUMS) est un terme générique qui recouvre l'amélioration de la disponibilité et de la sécurité des produits par des techniques de collecte et d'analyse de données. Couvrant notamment la maintenance prédictive et bénéficiant d'un certain engouement dans la mouvance du Big data, cette activité prometteuse mérite d'être explicitée ainsi que la manière de la mettre effectivement en œuvre.

Certains [1] considèrent les HUMS comme des moyens additionnels d'observation du fonctionnement des systèmes, tels qu'un analyseur de spectre vibratoire de machines tournantes par exemple, dont on doit justifier l'implémentation par une approche technico-économique.

D'autres [2] donnent aux HUMS la couverture complète du diagnostic, tant pour la détection, l'isolement et la récupération des défauts, dévolus jusqu'alors à la fonction FDIR (Fault Detection, Isolation, and Recovery), que pour l'évaluation des niveaux de dégradation en entrée du pronostic.

Des schémas généraux synthétisent les principales étapes de traitement des HUMS, de l'acquisition des données à l'aide à la décision en passant par le diagnostic puis le pronostic, mais rares sont les guides proposant une véritable démarche rationnelle de leur mise en œuvre, allant au-delà des préconisations applicables à toute fonction nouvelle. Doit-on barder les systèmes de multiples capteurs afin d'exploiter les promesses de l'apprentissage profond (deep learning) ? Certes, l'intelligence artificielle s'est renforcée par des réseaux de neurones traitant des phénomènes non linéaires (perceptron multicouche) et est capable d'apprendre seule en simulant les situations (AlphaGo Zero de Google). Mais un système n'est pas un jeu aux règles préétablies et la connaissance de tous ses comportements, fonctionnels et dysfonctionnels, risque de ne pas être acquise par la machine quand il sera déjà

Summary

This paper proposes a rational approach to implement HUMS on embedded systems. It is illustrated with an application in the field of drones. Indeed, HUMS are not reserved to complex systems and their integration does not necessarily require boarding of new means (sensors). They can facilitate the development of services offered by drones by improving their safety in a general process of the system's reliability, notably by improving the diagnosis and the prognosis of the phenomena of wear and degradation.

obsolète, notamment en raison de l'effet combinatoire. Ainsi, l'intelligence artificielle est loin d'être infaillible quand elle est soumise à l'aléa et aux situations multiples, comme nous l'ont cruellement rappelés les récents accidents de voitures autonomes. Elle ne porte, en effet, que sur la mémorisation et la classification d'un nombre très élevé de schémas décisionnels, dépassant largement les capacités humaines, mais sans aucune faculté de compréhension des phénomènes ou d'élaboration et de traitement du moindre concept à partir de quelques exemples. Aussi, nous gardons confiance dans l'intelligence humaine, pour fiabiliser, sécuriser et améliorer la disponibilité des systèmes à risques, sans nier l'apport de l'intelligence artificielle qui doit être utilisée à bon escient indépendamment de tout effet de mode.

Cette communication propose une approche rationnelle de mise en œuvre des HUMS sur les systèmes embarqués en illustrant d'une application relative au domaine des drones. Par rapport aux systèmes au sol, l'embarqué présente une criticité particulière en ce qui concerne les possibilités d'emport de moyens additionnels et la capacité de traitement à bord. Les drones, quant à eux, sont très contraints en termes de coût et leur usage restera confidentiel, en dépit d'intérêts multiples (aide au secours, désenclavement, télémédecine, transport de colis, etc.), sans une démonstration convaincante de la maîtrise des risques associés, concernant tant les possibles accidents que les éventuels actes de malveillance. La réglementation actuelle de notre pays [12] [13] [14] [15] n'autorise aucune autonomie au contrôle des machines pourtant indispensable à la réalisation de la plupart des services ou à leur développement dans des conditions économiques viables. Mais cette réglementation prescriptive, qui impose la présence permanente d'un télépilote, pourrait évoluer avec le passage de responsabilité de la DGAC à l'EASA (Agence Européenne pour la Sécurité Aérienne) et reposer sur des exigences quantitatives et qualitatives. Ainsi, la probabilité

d'événement catastrophique susceptible d'occasionner la mort de personnes pourrait être, par exemple, inférieure à 10^{-7} /heure/drone avec l'imposition d'au moins deux barrières de sécurité afin qu'un tel événement ne puisse pas résulter d'une seule cause. La question est alors de concevoir des drones et de nouveaux usages répondant à de telles exigences et tenter de convaincre les agences réglementaires d'autoriser un peu d'autonomie. Les HUMS peuvent contribuer à la fiabilisation et la sécurisation de ces nouveaux usages.

Les HUMS

Nous n'avons pas l'ambition ici de donner une n-ième définition aux HUMS, englobant plus ou moins des notions préexistantes de la Sûreté de Fonctionnement, mais seulement de tenter d'intégrer les avancées du domaine dans une approche générale de fiabilisation des systèmes embarqués. Ainsi, le triptyque « diagnostic, pronostic et aide à la décision » est loin de se limiter à la seule maintenance prédictive et l'apport éventuel des HUMS ne vient que s'ajouter aux techniques existantes de détection, isolation et récupération des défauts.

1 - Health Monitoring

Bénéficiant d'une activité de recherche soutenue, tant dans le monde académique que dans l'industrie, le Health Monitoring (HM) présente un enjeu majeur pour les opérateurs et usagers des différents systèmes en améliorant notamment la disponibilité opérationnelle de ces derniers. Couvrant le diagnostic (évaluation de l'état de santé), le pronostic (évaluation du potentiel restant) et l'aide à la décision, Il ne se limite pas à la maintenance prédictive mais concerne tous les types de décision pouvant bénéficier d'une connaissance accrue de l'état de santé du système et de son évolution future.

Ainsi dans le domaine spatial [3], il contribue à la prise de décisions multiples telles que :

- l'opération des satellites (exploitation, surveillance et reconfiguration) en autorisant des niveaux de sollicitation variables selon les états de dégradation et la vitesse de celle-ci,
- le retrait de service dans le cadre de la Loi relative aux Opérations Spatiales (LOS) qui impose la libération d'une position sur l'orbite géostationnaire ou une rentrée dans l'atmosphère en moins de 25 ans,
- la fabrication ou le lancement de satellites de renouvellement stockés au sol,
- le démarrage de nouveaux programmes assurant des services pérennes (télécommunication, observation de la Terre, etc.).

De même dans le domaine aéronautique, il est susceptible d'améliorer la sécurité et la disponibilité opérationnelle des aéronefs et de diminuer les coûts de maintenance et de faciliter la vente des aéronefs en occasion.

Il recouvre les mécanismes de détection et passivation des défaillances de type FDIR (Fault Detection, Isolation, and

Recovery) mais aussi le suivi et la prédiction de tous les phénomènes d'usure et de dégradation auxquels le système est soumis.

2 - Le diagnostic

Couvert jusqu'alors par la surveillance de l'état ou du dépassement de seuil de données observables, la comparaison de données corrélées ou le suivi régulier par des spécialistes du domaine, le diagnostic s'est amélioré par des techniques automatisées de fouille de données (data mining) ayant une capacité d'apprentissage supervisé (sous le contrôle d'un expert) ou non supervisé (de manière autonome). Celles-ci permettent notamment :

- d'identifier des changements ou évolutions lentes dans des séries d'observations chronologiques (signaux faibles),
- de comparer des signatures caractéristiques de l'état de dégradation.

L'identification de comportements singuliers est l'objet de la maîtrise statistique des procédés (MSP) ou du contrôle statistique des processus (carte de contrôle). Elle résulte de la comparaison de signaux entre des fenêtres temporelles successives (pouvant se chevaucher) ou entre des zones particulières d'intérêt (phases ou modes de fonctionnement). Une signature caractéristique des observations est élaborée au moyen d'indicateurs statistiques (Novelty Detection), d'un calcul symbolique (Symbolic Aggregate approxImation), comme l'illustre la figure 1, ou d'une méthode de normalisation puis de fusion de données (Analyse en Composantes Principales) dans le cas de variables multiples corrélées. Cette signature peut être également calculée par un réseau de neurones ayant fait préalablement l'apprentissage d'un grand nombre de situations. Une distance entre les diverses observations est alors établie à partir des signatures afin de pouvoir identifier d'éventuels comportements singuliers. Selon le réglage de ses différents paramètres, la performance du diagnostic peut être caractérisée par un taux de détection et un taux de fausse alarme.

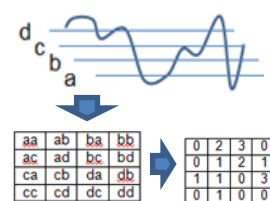


Figure 1 : Elaboration d'une signature (méthode SAX)

Egalement fondées sur une notion de distance, les techniques de partitionnement de données (ou data clustering) permettent de comparer des observations, ou groupe d'observations, et par là même d'évaluer l'état de santé d'un équipement en les comparant à celles d'équipements similaires plus ou moins âgés ou dégradés. Les observations peuvent porter sur des signaux pris à la volée ou recouvrir des cycles de fonctionnement complet comme celui de la charge et de la décharge d'une batterie d'accumulateurs, par exemple.

Des méthodes à base de modèles peuvent être également utilisées pour le diagnostic tel que les observateurs ou estimateurs d'états utilisés pour la détection et l'isolation de fautes de certains systèmes monitorés.

3 - Le pronostic

Le pronostic cherche à estimer le potentiel restant d'un système sous la forme d'une RUL (Remaining Useful Life) ou de son espérance mathématique, la MRL (Mean Residual Life).

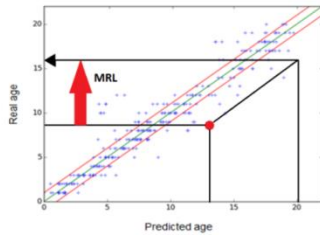


Figure 2 : Estimation de la MRL à partir d'une signature

Chaque phénomène de dégradation peut être caractérisé par un modèle théorique propre donnant une information de vieillissement, telle que les signatures de la figure 2 issues d'une technique de fouille de données.

Ces modèles peuvent résulter d'une expertise métier et avoir un sens physique (model base), être construits à partir de données observées en se laissant guider par ces dernières sans rechercher d'interprétation physique (data driven), être basé sur l'expérience (REX) ou être le fruit d'une approche hybride.

A titre d'exemple, la capacité d'une batterie d'accumulateur Lithium Ion diminue selon le nombre de cycles de charge et décharge et cette dégradation est accélérée par la température et la profondeur de décharge. Le vieillissement de la batterie peut faire l'objet d'un modèle physique à partir de la connaissance intime de son fabricant, être modélisé à partir de la mesure régulière de sa capacité par une loi de dégradation (processus Gamma ou de Wiener non linéaire) couplée à la loi d'Arrhenius pour la température et un modèle de type puissance inverses pour l'accélération en DOD (Deep Of Discharge) comme l'illustre la figure 3, ou être appréhendés uniquement à partir de données de retour d'expérience de durées de bon fonctionnement par une loi de fiabilité (Weibull) couplée aux mêmes lois d'accélération.

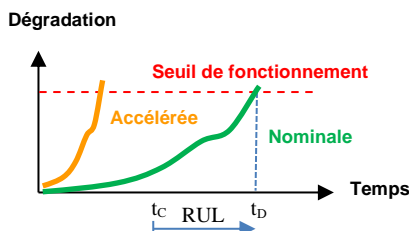


Figure 3 : Modèle accéléré de dégradation

Les modèles construits à partir de données observées (data driven) recouvrent des techniques très diverses allant de

l'analyse de tendance, aux modèles de dégradation à la fouille de données jusqu'aux réseaux de neurones. Un modèle fondé sur les données doit faire l'objet d'un ajustement (maximum de vraisemblance) ou d'un apprentissage au moyen de divers algorithmes (descente de gradient, inférence bayésienne...). Un modèle physique doit également se confronter aux données et faire l'objet d'un éventuel recalage.

Démarche de mise en œuvre des HUMS

La problématique des HUMS n'est pas de devoir intégrer une fonction nouvelle dans un système mais d'optimiser ce dernier vis-à-vis de la Sécurité de fonctionnement en exploitant toutes les avancées scientifiques et techniques disponibles. Parmi celles-ci, nous nous intéressons plus particulièrement à celles qui concernent le suivi et la prédiction des phénomènes d'usure et de dégradation auxquels le système est soumis, en réutilisant par ailleurs les approches bien connues de conception des mécanismes de détection et passivation des défaillances (FDIR) élaborés notamment à partir d'analyses de type fonctionnel et dysfonctionnel. Nous évitons de privilégier une quelconque approche, fondée sur des modèles physiques (model base), guidée par les données (data driven) ou le retour d'expérience (REX), mais les envisageons toutes afin de choisir au cas par cas les méthodes les plus pertinentes à la résolution des problèmes rencontrés.

La démarche proposée de mise en œuvre des HUMS consiste alors à enrichir la démarche classique de fiabilisation des systèmes par les activités suivantes :

- identifier et caractériser les phénomènes d'usure et de dégradation auxquels le système est soumis,
- éliminer ou diminuer ces phénomènes quand cela est possible,
- rechercher des moyens directs ou indirects d'observation des niveaux de dégradation en privilégiant l'utilisation des moyens existants à l'ajout de nouveaux capteurs,
- associer à chaque phénomène de dégradation la méthode de diagnostic et de pronostic, embarquée ou déportée, la mieux adaptée,
- construire un modèle de fiabilité en ligne du système complet ou d'estimation de sa MRL (Mean Residual Life), en mode de fonctionnement nominal ou dégradé, en tenant compte de l'état courant du système (avec perte éventuelle de redondances, protections ou ressources diverses) et des dépendances éventuelles entre les phénomènes de dégradation.
- évaluer a priori, si nécessaire, l'apport du Health Monitoring au moyen de simulateurs comportementaux afin de dimensionner et justifier les ressources qui lui sont consacrées.

Par ailleurs, la confidentialité et la protection des données mises en œuvre par les HUMS doivent être assurées au regard d'éventuels actes de malveillance.

Application aux drones

Nous devons tout d'abord identifier les risques liés à l'usage des drones puis nous intéresser aux phénomènes d'usure et de dégradation des machines.

1 - Risques liés à l'usage des drones

Dans le cadre de la réglementation actuelle, qui impose la présence permanente d'un télépilote, trois catégories d'événements redoutés peuvent être identifiés [4] :

- la sortie intempestive du domaine de vol autorisé (dépassement d'une distance horizontale et d'une distance verticale par rapport au télépilote ou survol de zones interdites telles que les aéroports),
- le crash au sol avec ou sans fonctionnement d'un dispositif limitant l'énergie d'impact (parachute ou airbag),
- la collision ou approche de trop près d'un objet ou d'un individu.

Les causes de ces événements peuvent être liées à une défaillance de l'aéronef, une perte de la liaison bord sol ou à une erreur de pilotage.

2 - Maîtrises des risques liés à l'usage des drones

La tenue d'un objectif sécuritaire ambitieux similaire à celui de l'aviation civile, tel qu'une probabilité d'accident catastrophique inférieure à 10^{-7} /heure/drone, peut être assuré à un coût raisonnable en utilisant les technologies actuellement disponibles. En effet, la conformité à ce type d'exigence n'apparaît pas a priori insurmontable pour différentes raisons :

- un drone comprend beaucoup moins de systèmes critiques qu'un avion qui transporte des passagers,
- les systèmes critiques résiduels sont intrinsèquement plus fiables car ils sont généralement plus intégrés et comprennent moins de composants susceptibles de défaillir,
- la mission d'un drone peut être interrompue à tout moment en cas de problème dans la mesure où un atterrissage d'urgence, avec ou sans dispositif limitant l'énergie d'impact, n'occasionne pas d'accident grave outre la destruction éventuelle de l'aéronef,
- le crash d'un drone n'est pas un événement systématiquement catastrophique et le risque correspondant peut être pondéré par la densité de population exposée au sol.

Ainsi des contraintes imposées à l'usage des drones en termes de zones ou couloirs dédiés et limitations en masse et vitesse des engins peuvent aisément diminuer le risque de mortalité en cas de crash d'au moins un ordre de grandeur. Chaque nouvel usage devrait alors faire l'objet d'une analyse statistique approfondie incluse au dossier justificatif de sécurité du service proposé.

Par ailleurs, l'embarquement de plusieurs chaînes indépendantes de contrôle de l'aéronef est impératif pour qu'une seule défaillance ne puisse engendrer un accident. Mais l'architecture du système drone peut être simplifiée au maximum avec l'implantation d'une unique chaîne de secours capable de contrôler un atterrissage d'urgence en cas d'anomalie détectée (une défaillance éventuelle de cette

chaîne de secours devant être elle-même passivée et conduire à un atterrissage d'urgence par la chaîne nominale).

Le risque de collision ou d'approche de trop près d'un objet ou d'un individu, engendré par une défaillance de l'aéronef, un défaut ou une perturbation de ses capteurs, une erreur de programmation, la perte de la liaison bord sol ou une erreur de pilotage dans le cas d'engins télé pilotés, peut être grandement diminué par l'emport d'un scanner 3D. Une distance de sécurité est alors assurée en permanence par le système de contrôle de vol. Cette distance n'est pas fixe mais varie selon la vitesse du drone dans la direction des obstacles.

Par ailleurs, la gestion de l'espace aérien n'est pas forcément monolithique et pourrait s'adapter aux spécificités des drones évoluant en basse altitude dans des zones ou couloirs dédiés. Des solutions innovantes, portant éventuellement sur un partage des responsabilités, peuvent être envisagées pour éviter que des contraintes rédhibitoires, en termes de coût ou de complexité opérationnelle, nuisent au développement des usages.

Enfin, la mise en place d'un système d'immatriculation des drones permettant leur identification à distance est susceptible de limiter les risques de malveillance. De même, la confidentialité et la protection des données échangées (programmation, liaison sol bord) ou exploitées (vie privée des citoyens) par les drones doivent être assurées.

3 - Mise en œuvre des HUMS sur les drones

Si les risques liés à l'usage des drones peuvent être maîtrisés par l'application des démarches traditionnelles de la Sûreté de Fonctionnement, les HUMS sont susceptibles de renforcer la sécurité des aéronefs et d'améliorer leur disponibilité opérationnelle. Les drones sont, en effet, soumis à des phénomènes d'usure et de dégradation dont notamment :

- l'usure des systèmes propulsifs,
- l'usure des gouvernes et de leur motorisation,
- la diminution de la quantité d'énergie résiduelle stockée à bord,
- la dégradation des performances des batteries d'accumulateurs électriques.

La défaillance du système propulsif est particulièrement critique pour tout aéronef mais plus encore dans le cas d'un drone de type multirotor. En effet, la stabilité de l'aéronef est immédiatement mise à mal en cas de perte de l'un des rotors, ce qui conduit à des trajectoires chaotiques ou à la perte de sustentation. Outre les causes extérieures (collision, oiseau, projectile, etc.), cette perte peut résulter d'une défaillance du système propulsif (casse ou désolidarisation de l'hélice, panne du moteur ou de sa commande) qui est favorisée par un couple de motorisation supérieur dans les cas d'utilisation d'hélices de sustentation que d'hélices propulsives. La majorité des moteurs électriques utilisés pour ce type d'application est de type sans balais (brushless) qui élimine un élément particulièrement fragile soumis à usure. Mais la recherche de performance en

termes de réactivité et de consommation d'énergie privilégie une commande de type FOC (Field Oriented Control) qui maintient perpendiculairement les champs magnétiques du stator et du rotor mais nécessite l'emploi de capteurs de position susceptibles de tomber en panne. L'élimination des capteurs est cependant possible par une commande dite "sensorless" qui consiste à analyser la réponse d'un moteur dont les caractéristiques sont parfaitement connues. Mais cette commande nécessite la mesure préalable des paramètres de chaque moteur qui varient en fonction des conditions environnementales (température, humidité...) et du vieillissement. Une méthode originale de contrôle adaptatif [5] permet de surmonter cette difficulté en restant optimal en dépit des variations des paramètres, dont l'estimation régulière constitue, par ailleurs, un moyen d'observation de l'état de dégradation du moteur.

L'élément le plus critique du système propulsif n'est alors quasiment plus soumis à des pannes aléatoires et son état de dégradation (roulement à bille, enroulement) est directement observable en opération. La détection à bord d'une dégradation soudaine peut commander un atterrissage d'urgence et le suivi périodique au sol des paramètres enregistrés permet d'estimer la MRL.

Celle-ci peut résulter de modèles de dégradation propres à chacun des paramètres ou d'une technique fusionnant l'ensemble des données et comparant les signatures courantes à celles d'un retour d'expérience sur des moteurs plus ou moins dégradés. Le diagnostic et le pronostic du système propulsif sont détaillés dans le paragraphe suivant. Ceux des moyens de stockage d'énergie font déjà l'objet de nombreuses publications [8] [9] que nous ne décrivons pas ici. De même l'usure des gouvernes et de leur motorisation peut faire l'objet d'un suivi en ligne par analyse de la réponse comportementale de l'aéronef à leur commande.

4 – Cas particulier du système propulsif

La figure 4 montre le circuit équivalent d'un moteur électrique où a, b et c sont les trois phases motrices, R et L sont respectivement la résistance et l'inductance.

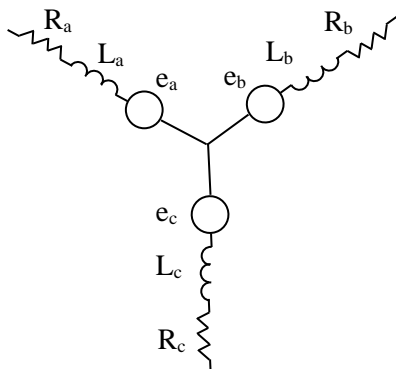


Figure 4 : Circuit équivalent d'un moteur électrique

Le moteur est ainsi modélisé par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} L & 0 & 0 \\ 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L \end{pmatrix} \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} - p \cdot \omega \cdot \varphi \begin{pmatrix} \sin(p \cdot \theta) \\ \sin\left(p \cdot \theta - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \\ \sin\left(p \cdot \theta + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \end{pmatrix}$$

où u et i sont respectivement la tension et le courant à chaque borne du moteur, p le nombre de pôles, ω est la vitesse de rotation (en rad/s), φ est le flux magnétique du rotor (en Weber) et θ est la position du rotor (en rad).

En théorie du contrôle on utilise plutôt le modèle résultant des transformations successives de Clark et de Park :

$$\begin{pmatrix} u_d \\ u_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & -p \cdot \omega \cdot L \\ p \cdot \omega \cdot L & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_d \\ i_q \end{pmatrix} + L \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i_d \\ i_q \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ p \cdot \omega \cdot \varphi \end{pmatrix}$$

Le contrôle Foc permet de fixer : $i_d = 0$, de plus R, L, φ et $p \cdot \omega = \Omega$ peuvent être estimés.

Le couple généré par le moteur est :

$$Q_m = \frac{3}{2} p \cdot \varphi \cdot i_q$$

L'inductance L peut se calculer au moyen de la formule suivante à partir des caractéristiques des enroulements (μ : permittivité magnétique, N : nombre de spires, l : longueur, S : surface).

$$L = \mu \frac{N^2}{l} S$$

Les paramètres R, L (à travers μ) et φ dépendent de la température et peuvent chacun s'exprimer au moyen d'un coefficient de température de la manière suivante :

$$X = X_0 (1 + \alpha_X (T - T_0))$$

Il est alors possible de calculer R_0 , φ_0 et L_0 à partir de R, φ et L en connaissant la température moteur. Si le refroidissement du moteur est efficace et que les variations de régime moteur sont suffisamment lentes, comme sur les drones de type avion, la seule connaissance de la température atmosphérique, de la vitesse avion V (estimée par l'autopilote), des caractéristiques du système de refroidissement et du courant consommé permet d'estimer la température. Dans le cas contraire, qui recouvre notamment les drones de type multirotor, un capteur de température doit être ajouté au moteur.

Les paramètres R_0 et L_0 sont tous les deux affectés par le vieillissement de l'isolation inter bobine qui réduit la tension appliquée à ces dernières jusqu'au court-circuit d'une ou plusieurs bobines [6] [7].

Le paramètre φ_0 correspond au champ magnétique des aimants permanents du stator et est affecté par leur corrosion, leur dégradation mécanique (fissures) ou par des

températures trop fortes susceptibles de dépasser localement la température de Curie [6] [7].
La dynamique de l'arbre moteur est régie par l'équation suivante :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = Q_m - Q_f - Q_h$$

Où le couple Q_f de perte par frottement est :

$$Q_f = f_0 + f_1 \cdot \Omega^2$$

Où f_0 correspond au frottement par friction (roulement, palier) et f_1 correspond au frottement fluide. Le couple Q_h généré par l'hélice peut être modélisé de la manière suivante :

$$Q_h = K_\lambda \cdot V^2 + K_\omega \cdot \Omega^2 + K_X \cdot V \cdot \Omega$$

$$J \frac{d\Omega}{dt} = \frac{3}{2} p \cdot \varphi \cdot i_q - f_0 - K_\lambda \cdot V^2 - (K_\omega + f_1) \cdot \Omega^2 - K_X \cdot V \cdot \Omega$$

Sur les applications où le régime moteur varie peu, l'inertie peut être négligée, soit :

$$\frac{3}{2} p \cdot \varphi \cdot i_q = f_0 + K_\lambda \cdot V^2 + K_\omega' \cdot \Omega^2 + K_X \cdot V \cdot \Omega$$

$$\text{Où : } K_\omega' = K_\omega + f_1$$

Les différents paramètres peuvent être ainsi estimés. Les paramètres de frottement fluide sont ensuite adimensionnés par la densité de l'air (calculée à partir des données de la sonde de Pitot, pression + température évoquée précédemment).

Le paramètre f_0 est principalement affecté par l'état des roulements du moteur et peut aussi indiquer un désalignement du carter moteur.

Les autres paramètres sont principalement affectés par l'état de surface de l'hélice.

A partir d'un retour d'expérience sur l'évolution des paramètres, il est alors possible de créer un modèle de dégradation comme celui de la figure 5, correspondant à l'évolution du frottement par friction. Le phénomène de dégradation [10] est ici modélisé par un processus Gamma $X(t)$ qui décrit une trajectoire à accroissements indépendants positifs :

$$X(0) = 0 \quad X(t+\Delta t) - X(t) \text{ est une loi gamma } Ga(\alpha\Delta t, \beta)$$

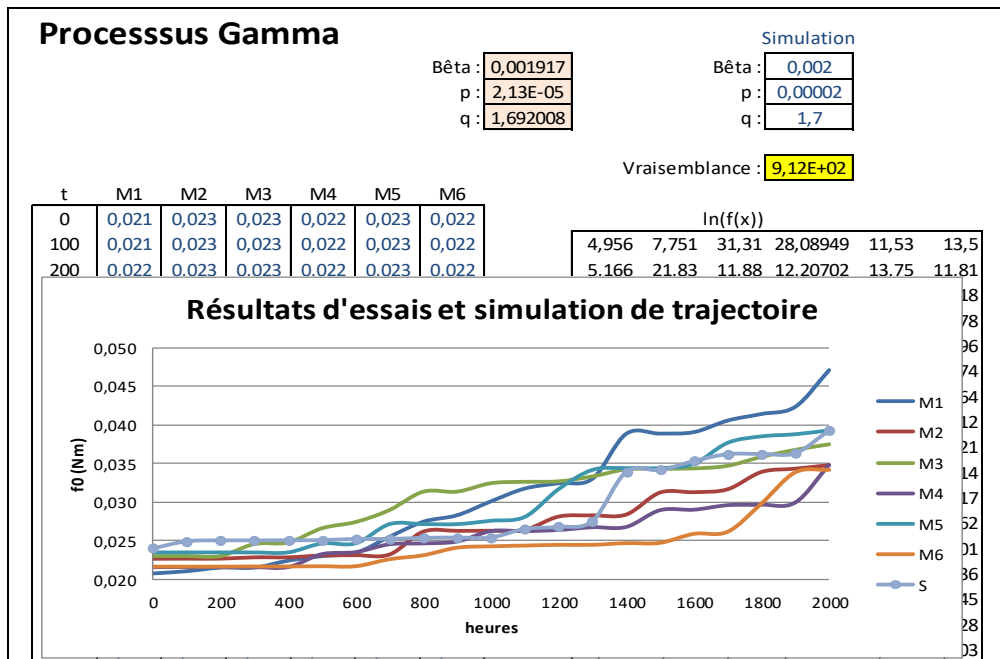


Figure 5 : Modèle de dégradation

Ce modèle est rendu non uniformes au moyen de la fonction croissante $m(t) = p t^q$ avec p et $q > 0$:

$$Ga(\alpha\Delta t, \beta) \rightarrow Ga(m(t+\Delta t) - m(t), \beta)$$

A défaut de données réelles et afin de valider l'ensemble de la chaîne de traitement, le modèle a été ajusté à partir de résultats d'essais préalablement simulés de 6 moteurs, au moyen de l'outil d'optimisation Gencab de Cab Innovation. On peut alors remarquer que les paramètres obtenus du modèle sont très proches de ceux qui ont été utilisés pour simuler le comportement des moteurs en essais. La

trajectoire S de la figure correspond à une simulation du modèle après ajustement. Le modèle peut être accéléré pour tenir compte de conditions de stress en essais ou en opération :

$$Ga(\alpha\Delta t, \beta) \rightarrow Ga(m(FA \times (t+\Delta t)) - m(FA \times t), \beta)$$

A partir de la connaissance de l'état de dégradation courant d'un moteur et d'un seuil de fonctionnement, il est alors possible d'estimer la durée de vie restante (RUL) par simulation ou par calcul

Ainsi, la figure 6 montre la simulation de la RUL d'un moteur dont la valeur du frottement par friction est 0,03 à 1000 h et dont la limite de fonctionnement est fixée à 0,035. Correspondant à l'espérance de la RUL, la moyenne des durées de vie restantes simulées du moteur (MRL) est alors de 500 heures environ.

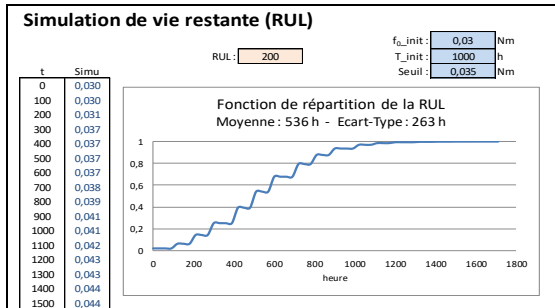


Figure 6 : Simulation de la RUL

Cette MRL peut être également calculée par intégration de la courbe de fiabilité en ligne du moteur présentée à la figure 7.

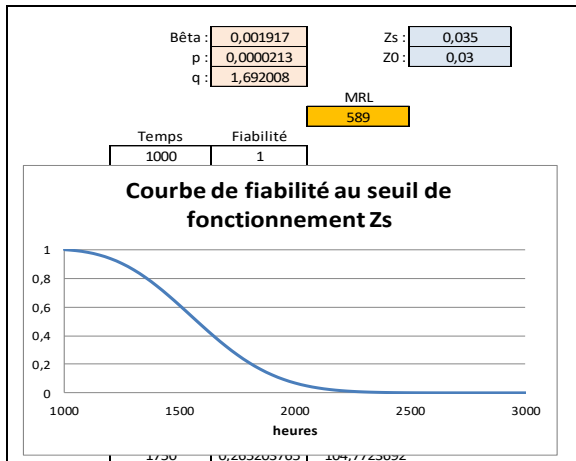


Figure 7 : Fiabilité en ligne du moteur

Cette courbe résulte de la fonction de répartition de la loi du premier temps de franchissement d'un seuil Z_s par un processus gamma non stationnaire qui s'exprime de la manière suivante.

$$FS(t) = P(Z(t) \geq Z_s - z_0) = 1 - R(t)$$

avec $Z(t)$ la loi Gamma $(m(t) - m(t_0), \beta)$

ou $(m(Fa t) - m(Fa t_0), \beta)$ dans le cas accéléré.

La MRL calculée (589 heures) est alors voisine de celle obtenue par simulation (536 heures).

Conclusion

L'usage opérationnel des drones se développe progressivement dans les domaines de la surveillance et de la sécurité et pourrait s'étendre et se densifier avec

l'apparition de nouveaux services tels que la livraison de colis, d'abord en zone faiblement habitée puis progressivement à proximité des villes. Ce développement des usages, parfois très bénéfiques (services médicaux), est conditionné au contrôle autonome des machines qui n'est pas autorisé actuellement par la réglementation mais pourrait être accepté si les risques engendrés par les drones restaient maîtrisés à des niveaux équivalents voire inférieurs à ceux de l'aviation civile.

En dépit des différences de taille et de coût des engins concernés par rapport aux avions, cet objectif apparaît atteignable sous réserve de fiabiliser les aéronefs et contraindre les services (zones ou couloirs dédiés, etc.) pour répondre à des exigences sécuritaires clairement définies (quantitative et qualitative).

Les HUMS ne sont pas réservés aux systèmes complexes et peuvent contribuer à la sécurisation des drones et à l'amélioration de leur disponibilité opérationnelle. Portant principalement sur le diagnostic et le pronostic des phénomènes d'usure et de dégradation, leur intégration ne conduit pas nécessairement à l'emport de moyens nouveaux (capteurs) mais s'inscrit, à nos yeux, dans la démarche générale de fiabilisation des systèmes.

Références

- [1] S. Michel, M. Baret, Apport des HUMS au maintien en condition opérationnelle des systèmes complexes, LM 18, 2012.
- [2] Projet IMdR n° P15-2, Health and Usage Monitoring System (HUMS) – Health Monitoring, 2017.
- [3] R. Laulheret, S. Bosse, A. Cabarbaye, Health Monitoring dans le domaine spatial, LM 20, 2016.
- [4] A. & A. Cabarbaye, Un nouveau concept d'aéronef pour améliorer la fiabilité des micro-drones, Qualita 2017.
- [5] A. Cabarbaye, R. Lozano Leal and M. Bonilla Estrada, Sensorless adaptive field oriented control of brushless motor, Control Conference (ECC), 2016 European.
- [6] Y. Da, X. Shi, M. Krishnamurthy, Health Monitoring, Fault Diagnosis and Failure Prognosis Techniques for Brushless Permanent Magnet Machines, Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011.
- [7] G. Vinson, P. Ribot, M. Combacau, A generic ageing model for prognosis - Application to Permanent Magnet Synchronous Machines, Second European Conference of the PHM Society, 2014.
- [8] Pop, H J Bergveld, P H L Notten and P P L Regtien, State-of-the-art of battery state-of-charge determination, Measurement Science and Technology, IOP Publishing
- [9] M. Soussens, R. Laulheret, A. Cabarbaye, Modèle de dégradation des batteries d'accumulateurs, LM 19, 2014.
- [10] A. Cabarbaye, Sûreté de Fonctionnement & Optimisation des systèmes, Edition Cab Innovation 2017.
- [11] Mikhail Nikulin, Léo Gerville-Réache, Vincent Couallier, Statistique des essais accélérés, Hermes Lavoisier Paris 2007
- [12] Arrêté du 11 avril 2012 relatif à l'utilisation de l'espace aérien par les aéronefs qui circulent sans personne à bord.

[13] Arrêté du 17 décembre 2015 relatif à la conception des aéronefs civils qui circulent sans personne à bord, aux conditions de leur emploi et aux capacités requises des personnes qui les utilisent.

[14] Arrêté du 17 décembre 2015 relatif à l'utilisation de l'espace aérien par les aéronefs qui circulent sans personne à bord.

[15] Loi n° 2016-1428 du 24 octobre 2016 relative au renforcement de la sécurité de l'usage des drones civils