

Intégration de la mu-analyse au processus de vérification et validation de systèmes spatiaux : principe et démonstration de la faisabilité

Aymeric KRON¹, Jean-François HAMEL¹, Alexandre GARUS², E di SOTTO³

¹NGC Aerospace Ltd.,
1650 rue King Ouest, Bureau 202,
Sherbrooke, Québec, CANADA. J1J 2C3

Aymeric.Kron@ngcaerospace.com, Jean-Francois.Hamel@ngcaerospace.com

²NGC Aerospace France,
323 ch. des Plaines,
06370 Mouans-Sartoux, France
Alexandre.Garus@ngcaerospace.fr

³GMV AEROSPACE AND DEFENCE, S.A.
Torre Fernão de Magalhães
Av. D. João II Lote 1.17.02,
7º Andar 1998-025 LISBOA
edisotto@gmv.com

Résumé— La vérification et la validation des lois de guidage, navigation et commande (GNC) des systèmes spatiaux repose essentiellement sur un processus d'analyse globale par simulations de Monte-Carlo. Cette approche statistique vise essentiellement à garantir que les spécifications sont rencontrées malgré les dispersions. Cependant, elle requiert un très grand nombre de simulations afin de s'assurer que les pires cas aient été identifiés. Afin de traquer les pire cas de manière plus efficace, un concept proposé ici, tire avantage d'analyses locales au moyen de la mu-analyse pour diriger les analyses globales dans des secteurs à risque et éviter des analyses dans les secteurs sûrs.

Mots-clés— mu-analyse, vérification, validation, analyse robuste, simulation, Monte-Carlo, rendez-vous orbital.

I. INTRODUCTION

Le processus traditionnel de Verification et Validation (V&V) d'un Système de Commande d'Attitude et d'Orbite (SCAO) se base sur des campagnes de Monte-Carlo. Ces dernières consistent à effectuer des simulations en dispersant de manière aléatoire sur leur gamme de variations les paramètres incertains du système. Si le nombre de simulations est suffisamment large, alors la campagne peut assurer statistiquement que les combinaisons de variations paramétriques les plus problématiques en terme de respect des spécifications ont été testées.

L'augmentation de l'autonomie des véhicules spatiaux accroît la complexité des SCAO et des simulateurs permettant de valider le GNC. Par conséquent, le nombre de tests à effectuer ainsi que leur complexité et leur durée augmentent

aussi très largement. Ainsi le processus de V&V devient un poste budgétaire de plus en plus important.

De là vient la nécessité d'augmenter l'*intelligence* de ce processus afin de réduire le fardeau qu'il représente. Particulièrement, toute technique capable de déterminer les cas problématiques, voire le pire cas sur la base d'un nombre réduit de simulations, est une avancée dans cette direction.

Le principe d'intégrer des techniques d'analyses au processus de V&V a été discuté dans le contexte aéronautique [1]. De plus, différentes études ont proposé des solutions allant dans ce sens. Particulièrement, des approches d'optimisation numériques ont démontré leur efficacité à guider les simulations non linéaires vers les cas critiques de performance pour des applications aérospatiales (entrée atmosphérique [2] et satellite flexible [3]). En revanche, l'intégration des techniques d'analyse robuste reste un sujet peu abordé. On peut noter cependant un article [4] qui présente à très haut niveau un outil logiciel qui utilise la mu-analyse pour diriger les simulations non linéaires. L'article présente surtout la capacité de l'outil sans se pencher sur les concepts.

Ici, différents concepts sont proposés pour tirer profit de l'analyse de robustesse linéaire au moyen de la mu-analyse afin de mettre en évidence plus efficacement que par simple analyse de Monte-Carlo des cas critiques de performance.

Tout d'abord, le concept de la méthode est présenté. Ensuite, une preuve de faisabilité est présentée sous forme d'un exemple illustratif de rendez-vous orbital.

II. CONCEPT DE LA MÉTHODE

La méthode repose sur la mu-analyse. Cette méthode d'analyse robuste est bien documentée dans la littérature spécialisée. Par exemple, la référence [5] la documente en Français. La suite de cet article fait l'hypothèse que le lecteur est familier de cette méthode.

Afin de traquer les pire cas de manière plus efficace, la méthode proposée vise à tirer avantage d'analyses locales au moyen de la mu-analyse pour diriger les analyses globales dans des secteurs à risque et éviter des analyses dans les secteurs sûrs.

Tout d'abord, le besoin est mis en évidence sur une base statistique. Puis, la pertinence de la mu-analyse pour ce problème est montrée. Enfin le concept d'intégration de la mu-analyse à un processus de simulation de Monte-Carlo est présenté.

A. Considérations statistiques

Les explications statistiques sont présentées sur un cas hypothétique à seulement 2 paramètres incertains et généralisées à n paramètres.

Étant donné que le but de l'analyse est de cerner les cas critiques, les incertitudes sont considérées uniformes.

La Fig. 1 présente l'espace paramétrique pour deux paramètres $P1$ et $P2$ indépendants. Il est possible de définir trois zones limitées par $\delta1$ et $\delta2$ (les limites de robustesse) et les bornes des variations paramétriques :

- Zone A, où la robustesse est garantie par la mu-analyse; la probabilité d'être dans cette zone est :

$$P(X \in A) = \delta_1 \cdot \delta_2 \quad (1)$$

$$P(X \in A) = \prod_{k=1}^N \delta_k \quad (n \text{ paramètres}) \quad (2)$$

- Zone B (interconnexion des zones B0, B1 et B2), où le pire cas de mu-analyse (Delta vert) peut être trouvé; la probabilité d'être dans cette zone est :

$$P(X \in B) = 1 - \delta_1 \cdot \delta_2 \quad (3)$$

$$P(X \in B) = 1 - P(X \in A) = 1 - \prod_{k=1}^N \delta_k \quad (n \text{ param.}) \quad (4)$$

- Zone B0, où les paramètres sont au-delà de la limite de robustesse garantie et où le pire cas de mu-analyse est trouvé.

$$P(X \in B_0) = (1 - \delta_1) \cdot (1 - \delta_2) \quad (5)$$

$$P(X \in B_0) = \prod_{k=1}^N (1 - \delta_k) \quad (n \text{ param.}) \quad (6)$$

Ces équations mettent en valeur les points suivants :

- la probabilité d'être dans la zone A décroît rapidement si les δk sont petits et que le nombre de paramètres est large;
- la probabilité d'être dans la zone B est proche de 1 si la probabilité d'être dans A est petite;
- la probabilité d'être dans la zone B0 décroît quand le nombre de paramètres incertains augmente et que les δk sont larges.

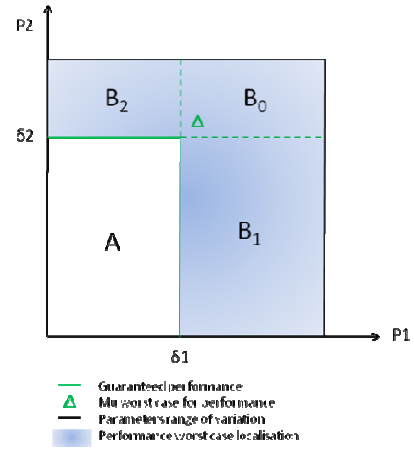


Fig. 1. Caractérisation de l'espace paramétrique par mu-analyse

Or, pour un système complexe, le nombre de paramètres incertains est large. Donc, plus la boucle fermée sera bien conçue (δk larges) moins il y aura de chances d'effectuer des simulations dans la zone critique B0. Ce point met en évidence les limitations de l'analyse de Monte-Carlo à identifier des cas problématiques.

Ainsi, pour augmenter l'efficacité de cette détection, les simulations dans la zone A doivent être évitées et la probabilité d'effectuer des simulations dans la zone B et surtout dans la zone B0 doit être augmentée. Pour ce faire, il est requis d'identifier ces zones en caractérisant les δk . C'est là que la mu-analyse entre en jeu.

B. Caractéristiques de la mu-analyse

Un système linéaire incertain, dont les incertitudes sont bornées, peut être modélisé sous forme de *Linear Fractional Transformation* (LFT). Sa robustesse (stabilité et/ou performance) peut être étudiée par mu-analyse, c'est-à-dire en évaluant la Valeur Singulière Structurale (VSS).

La VSS ne peut être calculée directement ; ce sont donc ses bornes inférieure et supérieure qui sont calculées numériquement. La valeur pic de la borne supérieure caractérise la gamme d'incertitudes autour du cas nominal pour laquelle la robustesse est garantie ; c'est-à-dire les δk qui permettent de délimiter les frontières des zones A, B et B0.

La valeur pic de la borne inférieure caractérise la pire combinaison d'incertitudes. En d'autres termes, elle caractérise la combinaison d'incertitudes la plus proche de la configuration nominale pour laquelle les spécifications (stabilité ou performance) prises en compte par l'analyse ne sont plus rencontrées ; c'est-à-dire un cas problématique au sein de la zone B0. Cependant, le pire cas identifié par mu-analyse n'est pas le cas avec la pire performance sur la gamme d'incertitudes, mais le premier cas problématique rencontré en s'éloignant de la configuration nominale.

Ainsi, la mu-analyse a la capacité de définir les zones A, B et B0 et de calculer le pire cas à limite de performance au sein de B0 (le pire cas au sens de la mu-analyse).

Il reste à montrer comment intégrer cette analyse aux simulations de Monte-Carlo.

C. Principe d'intégration de la mu-analyse au processus de vérification et validation

Afin de diriger les simulations vers le pire cas de performance, trois concepts sont suggérés ici.

- **Concept 1** : restreindre la campagne de Monte-Carlo à la zone B, c'est-à-dire exclure la zone sûre des simulations. Ce premier concept n'est efficace que lorsque le nombre de paramètres incertains significatifs est petit et que le système est très robuste (les δk proches de 1). Sinon, ce concept n'augmente que très peu la probabilité de détection du pire cas.
- **Concept 2** : restreindre la campagne de Monte-Carlo à la zone B0, c'est-à-dire effectuer les simulations dans la zone où la mu-analyse a déjà identifié un cas critique. Lorsque le système est robuste (les δk proches de 1) la probabilité d'effectuer des simulations de Monte-Carlo dans cette zone à risque est faible, alors qu'avec ce concept toutes les simulations sont effectuées dans cette zone.
- **Concept 3** : effectuer des simulations le long de la direction (dans l'espace paramétrique) du pire cas calculé par mu-analyse en partant de la limite de la zone A et en se dirigeant dans cette direction jusqu'aux limites du domaine d'incertitude. Quoique non démontrable mathématiquement, il est raisonnable de penser qu'en augmentant l'incertitude dans cette direction on diminue les performances du système.

Afin d'illustrer la pertinence de ces concepts, ils sont appliqués à un problème de rendez-vous orbital.

III. DÉMONSTRATION DE LA FAISABILITÉ SUR UN EXEMPLE DE RENDEZ-VOUS ORBITAL

Le système considéré est un modèle simplifié (2 dimensions) de la phase de propulsion forcée d'un rendez-vous orbital autonome pour une mission de type Mars Sample Return (MSR). Cette phase démarre avec le chasseur à 100 m de la cible et vise à l'amener à une distance de 3 m avec la bonne configuration dynamique.

Comme la boucle fermée de ce système a été conçue très robuste, la gamme d'incertitudes a été étendue par rapport au système original et une force de perturbation a été ajoutée. Ces modifications permettent une démonstration de faisabilité plus illustrative. En effet, le système incertain présente des cas problématiques dans la gamme de variation paramétrique.

Dans un premier temps, le système est présenté succinctement. Dans un deuxième temps, une analyse traditionnelle de Monte-Carlo est effectuée. Dans un troisième temps, les résultats de la mu-analyse appliquée à ce système sont discutés. Dans un quatrième temps, les résultats de mu-analyse sont utilisés pour guider les simulations vers les secteurs à risque et éviter des analyses dans les secteurs sûrs.

A. Modèle dynamique, scénario, spécifications et incertitudes

La démonstration de faisabilité se concentre à déterminer le pire cas de performance en position sur l'axe x (V-bar). La spécification est une erreur maximum de 0.1 m.

Le schéma du système est donné sur la figure 2. Il présente une boucle de commande en attitude et en translation avec des modules de navigation (NAV), guidage en rotation (GDC_ATT), guidage en translation (GDC_TRAJ), commande en attitude (CTL_ATT) et commande en translation (CTL_TRAJ).

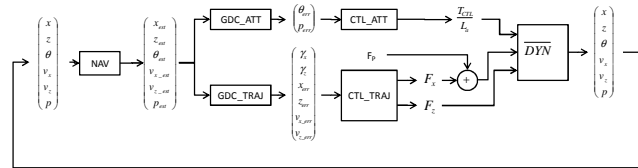


Fig. 2. Schéma du système en boucle fermée

Dans cet exemple, seule la dynamique du système (attitude du chasseur couplée à la dynamique orbitale relative entre le chasseur et la cible) est incertaine. L'incertitude nominale est présentée dans la table I. Comme expliqué ci-dessus, la gamme d'incertitudes a été étendue. En fait, pour bien illustrer les concepts, deux sets d'incertitudes étendues sont proposés en table II et III. Le Set I (300% de l'incertitude nominale) est plus large que le Set II (237% de l'incertitude nominale). Le Set I inclut des cas instables alors que le Set II est juste en-dessous d'une combinaison menant à l'instabilité.

De plus, une force de perturbation sur l'axe x a été ajoutée (perturbation sinusoïdale de 15N à une fréquence de 10 fois la période orbitale).

Le système étant défini, il est maintenant analysé par l'approche traditionnelle.

TABLE I
SET NOMINAL D'INCERTITUDES

Parameter	Nominal Value	Uncertainty
Thrust	--	3%
Thruster misalignment	0	1 deg
Mass	1575 kg	10%
Inertia	1200 kg.m ²	20%
Attitude thruster lever arm	2.2 m	1.4%
Orbital mean motion	8.359·10 ⁻⁴ rad/s	0.01%

TABLE II
SET I D'INCERTITUDES (300%)

Parameter	Nominal Value	Uncertainty
Thrust	--	9%
Thruster misalignment	0	3 deg
Mass	1575 kg	30%
Inertia	1200 kg.m ²	60%
Attitude thruster lever arm	2.2 m	4.2%
Orbital mean motion	8.359·10 ⁻⁴ rad/s	0.03%

TABLE III
SET 2 D'INCERTITUDES (237%)

Parameter	Nominal Value	Uncertainty
Thrust	--	7.11%
Thruster misalignment	0	2.37 deg
Mass	1575 kg	23.7%
Inertia	1200 kg.m ²	47.4%
Attitude thruster lever arm	2.2 m	3.318%
Orbital mean motion	8.359·10 ⁻⁴ rad/s	0.0237%

B. Résultats de la campagne de Monte-Carlo

Une campagne de Monte-Carlo de 1000 cas a été effectuée pour chaque set d'incertitudes.

La campagne sur le Set I identifie 21 cas critiques sur 1000 cas simulés. L'analyse de la performance en fonction des dispersions met en évidence que l'incertitude sur la masse et sur l'amplitude de propulsion en translation en x impacte la performance de manière prédominante. Ceci est illustré par la figure 3 qui montre que ces deux paramètres ont toujours des valeurs dans la même zone pour les cas problématiques (en rouge sur les graphiques du haut).

La campagne sur le Set II n'identifie aucun cas critique sur 1000 cas simulés. Cependant, l'analyse de la performance en fonction des dispersions met aussi en évidence que l'incertitude sur la masse et sur l'amplitude de propulsion en translation en x est le facteur prédominant qui impacte la performance (figure 3, graphiques du bas).

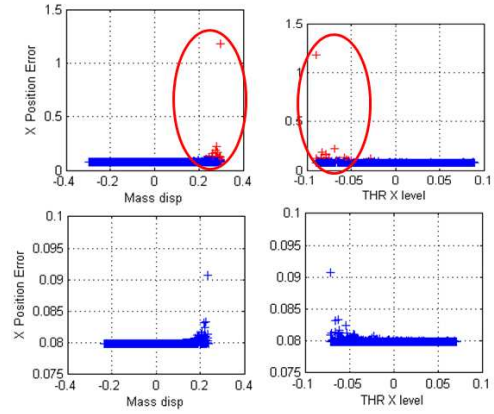


Fig. 3. Campagnes de Monte-Carlo (haut = Set 1 ; bas = Set 2)

Cette analyse traditionnelle va servir de point de comparaison pour qualifier la performance des concepts proposés. La mu-analyse doit tout d'abord être effectuée.

C. Mu-analyse du système

L'analyse de stabilité et de performance robuste est effectuée par mu-analyse. Un modèle LFT du système en boucle fermée est tout d'abord conçu, validé et utilisé pour évaluer la stabilité robuste. Puis il est interconnecté avec une fonction de pondération pour permettre l'analyse de performance par mu-analyse. Ceci est illustré par la figure 4 qui met en évidence que la performance robuste est évaluée en observant l'impact de la force de perturbation sur la position relative des deux véhicules en x .

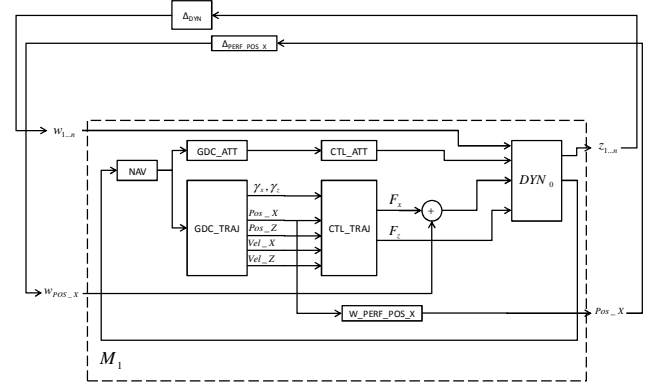


Fig. 4. Interconnexion LFT pour l'analyse de performance robuste en position sur l'axe x

Les résultats de la mu-analyse sont présentés dans la table IV et exprimés en pourcentage d'incertitude nominale. Ainsi on y voit que le pire cas conduisant à l'instabilité du système est obtenu pour une combinaison d'incertitude dont l'élément le plus proche de sa valeur nominale est à 237.7% de l'incertitude nominale. C'est sur cette base qu'ont été choisis les Set 1 et Set 2.

TABLE IV
RÉSULTATS DE LA MU-ANALYSE

μ -Analysis type	Used LFT	Guaranteed Robust Performance	μ -worst-case
Stability μ -analysis	No Weighting Functions	194%	237.7%
Stability μ -analysis on augmented LFT = robust performance analysis	Performance Function on V-Bar Position	182%	204.7%
	Performance Function on V-Bar Velocity	201%	231%

La mu-analyse permet aussi d'effectuer une étude de sensibilité caractérisant quels paramètres impactent la stabilité ou la performance robuste. Cette étude a été effectuée et a mis en évidence le fait que la robustesse n'est pas impactée, que les paramètres suivants soient dispersés ou non :

- l'amplitude de propulsion pour l'attitude;
- l'inertie;
- la position du centre de gravité;
- le désalignement des propulseurs pour l'attitude;
- la pulsation orbitale.

En revanche, la dispersion sur les paramètres suivants impacte la robustesse :

- l'amplitude de propulsion pour la translation;
- le désalignement des propulseurs pour la translation;
- la masse.

Ce résultat est consistant avec l'analyse de Monte-Carlo, mais un paramètre supplémentaire est identifié comme impactant la performance. Il est à noter que la mu-analyse est une opération rapide (une fois la LFT disponible) alors que les simulations de Monte-Carlo sont un processus long.

Les valeurs des éléments de la matrice d'incertitude conduisant aux résultats de mu-analyses permettent de caractériser les δk et donc de caractériser les zones A, B et B0.

L'intégration de la mu-analyse au processus de vérification et validation peut donc être appliquée.

D. Intégration des résultats de la mu-analyse au processus de vérification et validation

Les résultats de la mu-analyse sont utilisés pour le Set 1 et le Set 2. Les trois concepts sont appliqués. La table V résume les résultats pour les concepts 1 et 2. Les deux premières lignes du tableau montrent les analyses de probabilités effectuées avec les δk trouvés par mu-analyse. D'une part, la probabilité que des cas de simulation de Monte-Carlo soient dans la zone A est faible (15%) pour le Set 1 et forte pour le Set 2 (50.5%). Ce résultat est consistant avec la remarque que la probabilité d'être dans la zone A décroît rapidement si les δk sont petits. En effet, pour le Set 1 l'amplitude de variation est plus grande que pour le Set 2. Ainsi, le concept 1 ne présente pas d'intérêt pour le Set 1 mais est pertinent pour le Set 2.

D'autre part, la probabilité d'effectuer des simulations dans la zone B0 est faible pour le Set 1 (0.3%) et encore plus faible pour le Set 2 (0.003%). Là aussi ces résultats sont cohérents avec les remarques de la section II-A. Les troisième et quatrième lignes du tableau rappellent les résultats de simulations de Monte-Carlo. Seulement 2.1% des cas sont hors spécifications pour le Set 1 et 0% pour le Set 2. Ces résultats sont consistants avec l'analyse de probabilité basée

sur la mu-analyse. En effet, pour le Set 1 la probabilité d'effectuer des simulations dans la zone critique est plus forte que pour le Set 2; il est donc normal que plus de cas problématiques puissent être trouvés dans le cas du Set 1. D'autre part, pour le Set 2, 50.5% des simulations de Monte-Carlo sont inutiles (zone A) alors que seulement 15% le sont pour le Set 1. Il est donc normal que l'approche traditionnelle ait du mal à trouver des cas à problème pour le Set 2 par rapport au Set 1.

Les cinquième et sixième lignes montrent les résultats du concept 2 où les 1000 simulations de Monte-Carlo sont effectuées uniquement dans la zone B0 identifiée par mu-analyse. Ce concept permet d'assurer que 94.4% des cas simulés soient problématiques pour le Set 1 et 26.7% pour le Set 2. Comparé aux résultats de simulations de Monte-Carlo traditionnelles, ce résultat démontre une augmentation très forte de la capacité du processus à identifier des cas problématiques. Pour le set 1, cette capacité passe de 0.3% à 94.4%. Pour le Set 2, cette capacité passe de 0% à 26.7%.

TABLE V
EFFICACITÉ DES CONCEPTS 1 ET 2

Efficiency Measurement (on Significant Parameters)	Set 1	Set 2
Probability of being in area A	15%	50.5%
Probability of being in area B ₀	0.3%	0.003%
Number of critical cases found for 1000 simulations in all parameter range	21	0
Percentage of critical cases detection in all parameter range	2.1%	0%
Number of critical cases found for 1000 simulations in area B ₀	944	267
Percentage of critical cases detection in area B ₀	94.4%	26.7%

Les concepts 1 et 2 n'identifient pas directement les cas critiques mais permettent de définir des zones où les simulations de Monte-Carlo ont plus de chance de trouver ces cas critiques. Cette augmentation de la probabilité permet soit d'obtenir plus de cas critiques pour un même nombre de simulations, soit de réduire le nombre de simulations qui permettent de détecter quelques cas critiques.

A l'opposé, le concept 3 est une approche déterministe qui définit directement les simulations à effectuer. Pour illustrer ce concept, des simulations ont été effectuées pour différents réglages des incertitudes dans la direction (espace paramétrique) du pire cas calculé par mu-analyse. Les résultats sont présentés sur la figure 2. Il est rappelé que la mu-analyse a préalablement identifié le pire cas de performance à $k=2.047$. C'est approximativement le sixième cas en partant de la fin.

Le graphique montre que la limite de performance trouvée par simulation est atteinte en fait à $k = 2.21$. De plus, le

graphique montre que l'augmentation de k (c'est-à-dire des incertitudes dans la direction du pire cas de μ -analyse) conduit à une dégradation de plus en plus forte de la performance.

Ainsi l'application du Concept 3, qui consiste à simuler uniquement des cas où les incertitudes sont augmentées dans la direction du pire cas de μ -analyse à partir de ce pire cas, permet d'identifier de manière déterministe (sans simulation de Monte-Carlo) des cas problématiques et même de plus en plus problématiques.

Dans cet exemple, sur six simulations effectuées à partir du pire cas de μ -analyse, cinq sont hors spécifications. Cette approche est donc très prometteuse puisqu'elle semble être en mesure de déterminer des cas critiques sans faire appel à de nombreuses simulations de Monte-Carlo.

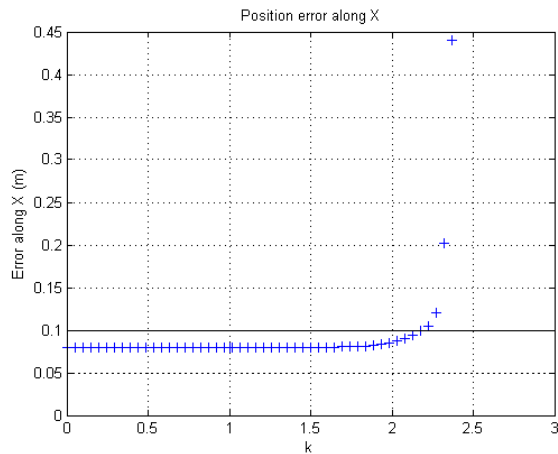


Fig. 5. Erreur de position en fonction de l'incertitude paramétrique augmentée dans la direction du pire cas de μ -analyse ($k=1$ gamme d'incertitude nominale, $k=2.37$ Set 2, $k=3$ Set 3)

IV. CONCLUSION

Cet article a présenté trois concepts qui permettent de traquer les pire cas d'incertitude paramétrique de manière plus efficace que le processus traditionnel de vérification et validation basé sur les simulations de Monte-Carlo. Ces concepts tirent avantage d'analyses locales au moyen de la μ -analyse pour diriger les analyses globales dans des secteurs à risque et éviter des analyses dans les secteurs sûrs.

La démonstration de faisabilité est effectuée au moyen d'un exemple de rendez-vous orbital. Les résultats sont très encourageants puisqu'ils démontrent l'efficacité des concepts proposés au moins sur l'exemple étudié.

Il est néanmoins important de noter que cet article n'a pour objectif que de présenter les concepts et de démontrer leur fonctionnalité. La performance de la méthode reste à évaluer. En effet, les outils de μ -analyse ont des limitations (temps de calcul et qualité du résultat) en fonction du nombre de paramètres incertains, de leur répétition et du nombre d'états du système.

Qui plus est, la différence entre la LFT et le système non linéaire original peut jouer fortement sur la pertinence des résultats.

Ainsi, ce design conceptuel n'est que le point de départ d'un projet plus vaste qui vise le développement et la validation d'un outil logiciel opérationnel basé sur ces concepts qui intègrent la μ -analyse au processus de vérification et validation des systèmes aérospatiaux.

REFERENCES

- [1] Belcastro C.M. et Belcastro C.M. On the Validation and Verification of Safety Critical Aircraft Systems, Part I: An Overview of Analytical & Simulation Methods. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Austin, TX, USA, 11-14 août 2003.
- [2] Menon P., Bates D., Postlethwaite I., Marcos A., Fernandez V., et Bennani S. Worst-Case Analysis of Flight Control Laws for Re-Entry Vehicles, presented in the 17th IFAC Symposium on Automatic Control in Aerospace, Toulouse, France, 25-29 juin 2007.
- [3] Wang W., Menon P.P., Bates D.G. et Bennani S. Verification and Validation of Attitude and Orbit Control Systems for Flexible Satellites. *Proceedings of the AIAA Conference on Guidance, Navigation and Control*, Chicago, IL, USA, 2009.
- [4] Bateman A., Ward D. et Balas G. Robust/Worst-Case Analysis and Simulation Tools. *Proc. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, San Francisco, CA, USA, 15-18 août 2005.
- [5] Alazard D., Cumer C., Apkarian P., Gauvrit M. et Ferreres G. *Robustesse et Commande Optimale CÉPADUÈS ÉDITIONS*, 1999.