Design a liquid hydrogen aircraft

Jonas MEYRAN, Aymane KSSIM, Lucas ZULIANI, Baptiste GIRAUD ${\rm June}~2024$



1 Introduction

Le but de ce projet est de un avion alimenté par hydrogène liquide (LH2PAC) à l'aide d'un simulateur numérique. Ce dernier doit répondre aux mêmes exigences que l'A320, fonctionnant au kérozène. Face à ce défi, certaines contraintes s'imposent :

- La nécessité d'avoir un système de refroidissement, car l'hydrogène liquide doit être stocké à -253°C.
- Le volume du réservoir doit être 4 fois plus grand que celui nécessaire pour stocker du kérosène pour une quantité équivalente d'énergie.
- Le poids du réservoir est plus significatif en raison de la nécessité d'un niveau d'isolation très élevé.

Trois domaines mathématiques seront abordés dans ce projet : l'optimisation, la quantification et les modèles de substitution.

L'optimisation permet de déterminer les paramètres optimaux pour maximiser les performances, minimiser les coûts etc. La quantification des incertitudes permet d'évaluer la robustesse de la conception et de s'assurer que l'avion fonctionne de manière fiable en conditions réelles.

Cette méthode prend en compte les différentes sources d'incertitudes qui peuvent survenir pendant le cycle de conception. Enfin, les modèles numériques, bien que très précis, peuvent être très coûteux en termes de calcul. Les modèles de substitution servent à représenter approximativement le comportement du modèle numérique mais à moindre coût computationnel. Il existe plusieurs techniques de modélisation de substitution comme la discrétisation du modèle par un maillage grossier, l'utilisation d'une physique et/ou d'une précision arithmétique dégradée.

2 Modèle de substitution et optimisation

Nous commençons par initialiser la discipline H2TurboFan, qui est un modèle complexe simulant les performances d'un avion alimenté par hydrogène liquide.

On cherche à obtenir un modèle de substitution à la discipline H2TurboFan pour les raisons évoquées en introduction. Pour ce faire, on entraı̂ne un modèle afin d'ajuster ses paramètres internes pour qu'il puisse prédire des sorties basées sur de nouvelles entrées. Voici les étapes mises en place pour la collecte des données d'entraı̂nement :

- On définit un espace de conception, qui spécifie les variables de conception, leur bornes et leur valeurs par défaut. Les variables de conceptions retenues sont : engine maximum thrust, engine bypass ratio, wing area et wing aspect ratio.
- On spécifie la méthode d'échantillonnage. La méthode utilisée est OT_OPT_LHS , qui correspond au Optimized Latin Hypercube Sampling. Il s'agit d'une méthode d'échantillonnage qui divise l'espace de chaque variable d'entrée en intervalles égaux et optimise la répartition des points d'échantillonnage pour assurer une meilleure couverture de l'espace des variables.
- On génère des échantillons à l'aide de la fonction sample_discipline. Ici, nous faisons le choix de 30 points d'échantillonnage.
- On évalue la discipline pour chaque point d'échantillonnage, ce qui crée un dataset.

Une fois ce dernier généré, on utilise la méthode RBFRegressor(RadialBasisFunctions) pour créer le modèle de substitution à partir des données échantillonnées. On évalue enfin le modèle de substitution en utilisant deux métriques : le coefficient R^2 et l'erreur quadratique moyenne.

La figure 1 représente les valeurs des coefficients R^2 pour différentes sorties du modèle. Pour les variables mtow, tofl, vapp, ttc, far et oei_path le coefficient R^2 est élevé (> 0.9), le modèle de substitution est très performant et explique une grande partie de leur variance.

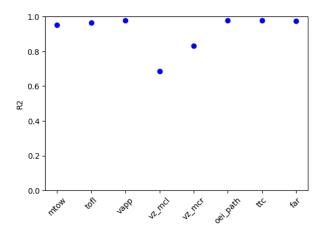
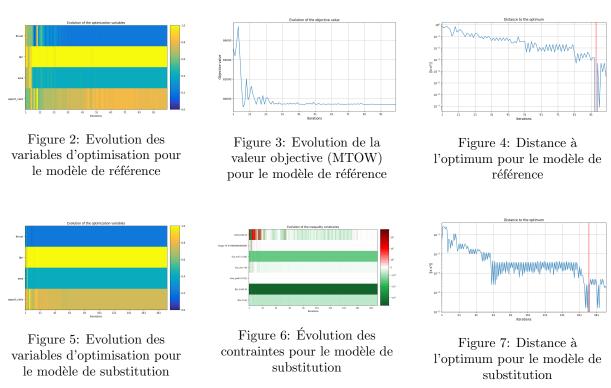


Figure 1: Valeurs de \mathbb{R}^2 des différentes variables de sortie

L'optimisation consiste à minimiser le poids au décollage MTOW de l'avion en ajustant les variables de conceptions dans les limites définies par l'espace de conception. Le scénario d'optimisation est configuré à l'aide de plusieurs contraintes sur les performances de l'avion, notamment la vitesse d'approche qui doit être inférieure ou égale à 137 nœuds, ou encore le temps de montée qui ne doit pas dépasser 25 minutes. L'algorithme d'optimisation utilisé est COBYLA (Constrained Optimization BY Linear Approximations).



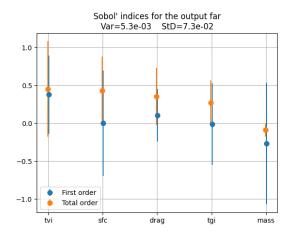
Les deux modèles conduisent à une valeur finale pour la MTOW similaire. Cependant, comme attendu, bien que le modèle de référence converge en moins d'itérations (environ 95 contre 190), le temps de calcul pour le modèle de substitution est bien plus rapide (0.9 sec contre 1min46 sec) pour un gain de performance d'un facteur 100.

3 Modèle de substitution et quantification d'incertitude

3.1 Indices de Sobol

Les indices de Sobol sont utilisés pour quantifier la sensibilité de la sortie d'un modèle par rapport à ses variables d'entrée en décomposant sa variance. Ils permettent de déterminer quelles variables d'entrée influencent le plus la sortie du modèle. L'avion optimal à hydrogène dans notre contexte doit minimiser le MTOW (poids maximal au décollage). On affiche donc ci-dessous les indices de Sobol pour la sortie MTOW. Les indices de Sobol sont représentés de deux manières différentes :

- First order indices (indices de premier ordre) : ils mesurent l'effet direct de chaque variable d'entrée sur la sortie.
- Total order indices (indices d'ordres total) : ils mesurent l'effet total de chaque variables d'entrée y compris les interactions avec les autres variables.



Sobol' indices for the output mtow
Var=1.8e+06 StD=1.4e+03

1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
First order
Total order
Total order

Figure 8: Indices de Sobol pour le modèle de référence

Figure 9: Indices de Sobol pour le modèle de substitution

Résultats avec la discipline H2TurboFan :

Le coût computationnel pour le modèle étant très élevé, on ne réalise que 100 simulations. Les résultats obtenus sont inutilisables. En effet, les indices de Sobol représentent des fractions de la variance totale. Leurs valeurs doivent être comprises entre 0 et 1. De plus, les intervalles de confiance sont larges, c'est-à-dire qu'il y a des grandes incertitudes dans l'estimation des indices.

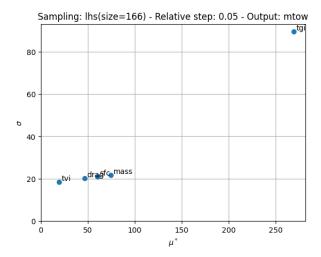
Résultats avec le modèle de substitution :

Pour toutes ces raisons, nous traçons les indices de Sobol à l'aide d'un modèle de substitution. On réalise $10\,000$ expériences. D'après le graphique, la variable d'entrée tgi ('tank gravimetric index) est la variable la plus influente sur la variable de sortie mtow. Son indice de premier ordre est proche de 1. C'est donc la variable à cibler pour l'optimisation. Les autres variables ont des effets négligeables.

3.2 Analyse de Morris

L'analyse de Morris est également une méthode d'analyse de sensibilité globale. C'est une méthode d'échantillonage par trajectoire, où chaque trajectoire représente une série de perturbations successives des variables d'entrées. Pour chaque variable, l'effet de ces perturbations sur la sortie est mesurée et les indices μ^* et σ sont calculés.

- μ^* : effet moyen d'une variables sur une sortie. Une valeur élevée de μ^* signifie que la variable a un impact significatif sur la sortie.
- σ : variabilité de l'effet d'une variable. Une valeur élevée de σ suggère que la variable a des interactions avec d'autres variables ou des effets non linéaires.



Le graphique ci-dessus présente les résultats de l'analyse de Morris pour la sortie mtow. Pour la variable tgi on a $\mu^* \approx 255$. Cette valeur élevée de μ^* indique que la variable tgi a un impact très significatif sur la sortie mtow, résultat déjà mis en valeur précédemment par les des indices de Sobol.

4 Modèle de substitution et optimisation robuste

L'optimisation robuste est une méthode permettant de prendre en compte l'incertitude dans les paramètres du modèle. D'après la figure 9, on observe que les paramètres aléatoires sont affectées par de fortes incertitudes. L'objectif est donc de trouver une solution qui reste faisable malgré ces dernières.

Pour ce faire, on ajoute au $design_space$ les variables aléatoires tgi, tvi, drag, sfc et mass. En incluant ces variables dans le $design_space$, on prend en compte explicitement ces incertitudes dans la génération du modèle de substitution. Ainsi, de la même manière que dans la première partie, on créé un scénario ainsi que des contraintes. On spécifie dans ces dernières des marges à respecter, et ici, margin = 3 nous permet de travailler avec un intervalle de confiance de 99%. Voici les résultats obtenus de l'optimisation dans cet intervalle de certitude.

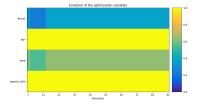


Figure 10: Evolution des variables d'optimisation pour le modèle de substitution

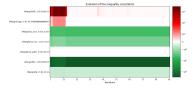


Figure 11: Évolution des contraintes pour le modèle de substitution

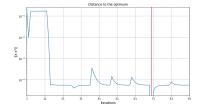


Figure 12: Distance à l'optimum pour le modèle de substitution

Comparons les résultats obtenus lors des trois parties. On regroupe dans le tableau ci-dessous les valeurs finales obtenues pour la MTOW (en kg) après optimisation.

	Modèle de référence	Modèle de Substitution	Modèle de Substitution pour l'optimisation robuste
Valeur finale MTOW	79 420	$79\ 534$	80 860 à 90%, 82 240 à 99%

Comme attendu, la valeur finale de la MTOW obtenue avec le modèle de substitution pour l'optimisation robuste est plus élevée que celle obtenue avec le premier modèle de substitution. Cela s'explique par le fait que l'optimisation robuste prend en compte les incertitudes et les variations potentielles des paramètres, ce qui conduit à des solutions plus conservatrices et sûres. En intégrant ces marges de sécurité, on obtient une MTOW plus élevée pour garantir que l'avion puisse toujours fonctionner de manière optimale dans des conditions variées et incertaines.

5 Interface Homme-Machine

Afin de visualiser les vues générées de façon interactive, nous avons créé une interface graphique qui s'exécute sur navigateur à l'aide de l'outil *Streamlit*. Cette dernière dispose de deux fonctionnalités majeures:

- Génération de vues d'avion: L'utilisateur peut contrôler les différents paramètres utilisés pour la génération des avions grâce aux curseurs affichés et générer les vues de l'avion grâce au bouton dédié. La figure générée est affichée ainsi que les différentes sorties du modèle H2TurboFan afin de pouvoir vérifier le respect des contraintes.
- Chargement des paramètres optimisés: L'utilisateur peut aussi charger les paramètres optimaux calculés grâce aux différents modèles étudiés dans les parties précédentes. La génération de l'avion correspondant devient alors possible afin de le visualiser et de le comparer à différentes entrées.

6 Conclusion

L'objectif de ce projet était de concevoir un avion propulsé par hydrogène liquide. Cette démarche visait à minimiser le poids maximal au décollage tout en respectant une série de contraintes de performance et en prenant en compte les incertitudes inhérentes aux paramètres de conception.

Dans ce cadre, l'utilisation d'un modèle de substitution (surrogate model) est particulièrement avantageuse. Les modèles de haute fidélité, bien que précis, peuvent être extrêmement gourmands en termes de calculs et de temps, ce qui rend leur utilisation directe peu pratique pour des optimisations impliquant de nombreuses évaluations.

En utilisant ces modèles de substitution, nous avons pu réduire significativement le temps de calcul nécessaire pour l'optimisation tout en maintenant une précision suffisante.

Cette approche nous a permis de mener à bien des optimisations complexes de manière plus efficace et plus rapide, tout en tenant compte des incertitudes et des variations des paramètres de conception. Ainsi, nous avons pu obtenir des solutions plus robustes et fiables, répondant aux exigences de performance tout en minimisant les risques associés aux imprécisions des modèles.