Sorbonne Université

MU5MEF01 Modèles de turbulence pour la simulation des écoulements - CompMech - 2021/2022

Commentaire de l'article : Turbulence Modeling in the Age of Data [1]

Étudiant :
Valentin Duvivier
valentin.duvivier@etu.sorbonne-universite.fr

Superviseur :
Paola Cinnela

28 février 2022

Dans le domaine de l'étude d'écoulements turbulents, on retrouve les méthodes 'RANS' qui ont pour but de construire des modèles des équations de Navier-Stockes via une moyenne temporelle. Pour ce faire, ces méthodes s'appuie sur différents modèles (théoriques, empiriques, etc) et viennent chacun avec leurs avantages et inconvénients (fermeture, précision lors d'écoulements complexes, etc).

L'article que nous allons traiter met en avant les incertitudes des méthodes RANS, en faisant un bilan sur les différentes sources d'incertitudes et des méthodes modernes pour les aborder. On décompose ainsi l'article en 3 parties :

— Une formulation mathématique des sources d'incertitudes ;
— Un détail sur les méthodes de quantification d'incertitudes ;
— Un bilan sur les perspectives de l'étude et les questions toujours sans réponses à la fin de l'article.

Dans la première étape, l'idée est de formuler l'étude des incertitudes via un formalisme mathématique. Il en ressort un modèle d'incertitudes de la forme :

$$\tilde{M} = M(w; P(w, \theta); c(\theta); \delta(\theta, \eta); \epsilon_0) \tag{1}$$

que l'auteur construit dans une forme générale qui s'applique ensuite à l'estimation d'incertitudes à travers le calcul de $\tilde{q} = \tilde{M} + \epsilon_q$. Par l'introduction de cette base mathématique, l'auteur explicite les points clés dans son étude. En fonction de notre étude d'incertitude, il est alors intéressant de retravailler cette équation, ou bien de la mettre en parallèle avec les principes et réalités physiques étudiés.

Il suit donc la seconde partie de l'article [1] qui traite des différentes approches dans la quantification des incertitudes dans les modèles RANS. Il est à noter qu'une attention toute particulière est portée aux méthodes d'analyse moderne, faisant ainsi le lien entre les méthodes listées et les articles scientifiques qui traitent ce point.
On se retrouve au final avec un glossaire des différentes méthodes, qu'il convient de comparer.

Par exemple, lorsque l'auteur traite des incertitudes dans les méthodes RANS utilisant le tenseur de Reynolds, il détail les théories existantes sur ce cas (figure 1.b.) et il donne des pistes d'études qui ont été exploitées. A travers l'article on est ainsi amené à explorer les différents pans des méthodes de mesures d'incertitudes, les modèles physiques associés et les articles scientifiques traitant de ce sujet.

Au fur et à mesure de l'article, l'auteur nous amène à considérer des approches qui sont appuyés par d'autres études (e.g. DNS, LES), et il nous en sont donnés un bref détail résumant les résultats de chaque article. On retrouve ici une volonté d'un éventail de la théorie existante, pouvant servir de base à quiconque s'intéresserait aux incertitudes dans les modèles RANS.
Cette démarche est appuyé par une comparaison active et un commentaire des différentes approches modernes. En ce sens, l'auteur limite son étude à quelques cas pratiques, gardant au centre de son sujet l'état de l'art des modèles d'incertitudes.

En sommes, l'idée est de présenté ce qui se fait dans la littérature sur la mesure d'incertitudes dans les modèles de turbulences, tout en apportant au lecteur des points d'accroche tel que des exemples d'application (figure 3) et des références vers des études plus approfondi. L'auteur cherche donc à faire un bilan concis mais justifié et illustré des méthodes de mesures d'incertitudes modernes.

D'un point de vue plus théorique et poussé dans l'article, il est notamment fait mention du principe des modèles tel que l'importance d'adapter chaque modèle à l'application physique associé ou encore d'appliquer des termes correctifs pour que le modèle ait le comportement attendu (e.g.

figure 4 et 5 ; et partie 5.1 plus généralement). Ainsi, dans cet exemple du tube convexe de la partie 5.1, on met en avant le fait que la diversité d'applications physiques entraîne par la même occasion un grand nombre d'alternative pour les différents modèles d'incertitudes.

Cet exemple permet par ailleurs à l'auteur de rappeler qu'à la vision physique des modèles peut s'associer un équivalent mathématique. Ce parallèle permet de poser un fondamentalisme dans lequel on peut étendre l'étude à des applications plus modernes tel que les modèles prédictifs basés sur des méthodes de machine learning.
En se référant à l'équation 1, on identifie dans le cas du machine learning le terme $\delta(\theta, \eta)$ comme :

$$\delta(\eta) = W^{(2)}\sigma\left(W^{(1)}\eta + \beta^{(1)}\right) + \beta^{(2)} \tag{2}$$

où W est une matrice (indiquant l'importance des termes η et σ), β est un vecteur (représentant le biais d'incertitude) et σ, η des termes dépendant de l'application physique (terme d'activation, termes dont on étudie le degré d'incertitude).

Ce qu'il est important de noter au delà de la décomposition de cette équation mathématique, c'est de comprendre les termes qui rentrent en jeu dans sa construction. En effet, à travers l'équation 1, l'auteur traduit l'idée qu'il faut théoriser l'étude des incertitudes afin d'en comprendre les tenants et aboutissant, et ainsi de pouvoir mieux comprendre les éléments en jeu (i.e. sources d'incertitudes) dans les modèles turbulents RANS notamment. Cette démarche s'appuie de nouveau sur une application concrète afin de traduire l'outil mathématique (i.e. 2) par des modèles physiques.
Cette dernière partie renouvèle l'idée de diversité des méthodes étant donné le large champs d'application des modèles de turbulences, notamment en terme de topologies.

L'utilisation du machine learning peut-être un vecteur d'amélioration (et pas que de remplacement) dans le sens où il s'applique comme les modèles les plus répandus :

— par une attention particulière à la physique du problème, par "entraînement" du modèle ML ici. Il apprends ainsi de différentes applications physiques existante afin d'être applicable à un plus large champs de problème ;
— il peut être couplé à d'autres modèles. L'utilisation du ML permet ainsi d'étendre les études de turbulences (point 5.4, application aéronautique) ou encore de les simplifiés (point 5.4, gain de temps de calcul avec l'exemple du coefficient de traînée).

En terme de conclusion de l'article, l'auteur fait de nouveau l'état de l'art des modèles de turbulences modernes et leurs rapport aux incertitudes. Cependant, contrairement au corps de l'article, il fait ici ce bilan en soulevant certains questions toujours sans réponse comme "Quelles données doit-on utiliser ?" (i.e. quel η choisir dans l'équation 2) ou encore "Comment renforcer avec consistance les modèles basés sur des données expérimentales ?" (e.g. comment combiner une méthode usuel avec ML ?).

Des pistes apportés mettent l'accent sur des travaux en cours et sur le fait que chacun doit considérer l'étude de la turbulence comme un travail de tout instant. En somme, même si les méthodes couplées avec du ML vise à une certaine généralisation des modèles de turbulence, il faut poser, corriger, adapter le modèle décrit par l'équation 1 à chaque cas (simplifiant ainsi cette équation, comme cela a été fait pour aboutir à l'équation 2).

References

[1] Karthik Duraisamy, Gianluca Iaccarino, and Heng Xiao. Turbulence modeling in the age of data. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 51(1) :357–377, 2019.