THÈSE

Pour l'obtention du Grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS

(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016 Modifié par l'Arrêté du 26 Août 2022)

École doctorale de Mathématiques, Informatique, Matériaux, Mécanique et Energétique – MIMME n°651

Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées

Secteur de Recherche : Mécanique des Fluides

Optimisation multi-fidélité de pales d'hydrolienne

Par **Mickaël BIÇAKLI**

Encadrée par **Ludovic CHATELLIER**

Et par **Nassim RAZAALY**

Présentée et soutenue publiquement le 11 décembre 2025

Devant un jury composé de :

Guillaume BALARAC, *Professeur*, ENSE3 – Grenoble INP	Rapporteur
Nathalie BARTOLI, *Directrice de Recherche*, ONERA	Rapportrice
Laurent DAVID, *Professeur*, Université de Poitiers	Examinateur
Emmanuel GUILMINEAU, *Chargé de Recherche*, Centrale Nantes	Examinateur
Annie LEROY, *Maîtresse de Conférences*, École de l'air	Examinatrice
Ludovic CHATELLIER, *Professeur*, ISAE-ENSMA	Examinateur
Nassim RAZAALY, *Maître de Conférences*, ISAE-ENSMA	Examinateur

Table des matières

Table des matières **3**

Table des figures **5**

Liste des tableaux **12**

1 Introduction **15**
1.1 Contexte environnemental et économique . . . 15
1.2 Contraintes et production d'énergie . . . 19
1.3 Optimisation de pales d'hydrolienne dans la littérature . . . 20
1.3.1 Quels outils de simulation ? . . . 20
1.3.2 Approche directe . . . 20
1.3.3 Optimisation basée sur des modèles de substitution . . . 22
1.3.4 Optimisation multi-fidélité utilisant des données RANS et BEMT . . . 22
1.4 Objectifs de la thèse et organisation du manuscrit . . . 23
1.4.1 Cadre de cette étude . . . 23
1.4.2 Contribution scientifique . . . 25
1.4.3 Développement réalisé au cours de la thèse . . . 25
1.4.4 Plan du manuscrit . . . 26

2 Configuration d'intérêt et approches numériques **29**
2.1 Configuration d'intérêt . . . 29
2.1.1 Un point de départ : la turbine IFREMER . . . 30
2.1.2 Conditions d'écoulement et point de fonctionnement de la turbine IFREMER 32
2.2 Méthode BEMT . . . 37
2.3 Méthode RANS . . . 47
2.3.1 Rappels théoriques . . . 47
2.3.2 Campagne de simulations . . . 50

3 Méthodologie et processus d'optimisation **69**
3.1 Paramétrisation et espace de conception . . . 70
3.1.1 Paramétrisation de la pale IFREMER . . . 70
3.1.2 Modification de forme . . . 76
3.1.3 Espace de conception et automatisation des calculs . . . 83
3.2 Formulation du problème d'optimisation et choix de la méthode employée . . . 84

3.2.1 Formulation du problème d'optimisation . . . 85
3.2.2 Choix de la méthode d'optimisation . . . 86
3.3 Krigeage . . . 89
3.3.1 Krigeage Universel . . . 89
3.3.2 Krigeage Hiérarchique . . . 90
3.4 Optimisation basée sur des métamodèles et approche bayésienne . . . 92
3.4.1 Fonctions d'acquisition . . . 92
3.4.2 Sélection des géométries identifiées par les fonctions d'acquisition . . . 97
3.4.3 Bilan des étapes de la méthode SBO utilisée dans cette étude . . . 99
3.5 Optimisation multi-fidélité basée sur du krigeage hiérarchique . . . 101
3.6 Calibration du modèle BEMT . . . 103

4 Analyse et résultats **109**
4.1 Choix du modèle basse fidélité . . . 110
4.1.1 RANS déraffiné . . . 110
4.1.2 Modélisation Euler . . . 114
4.1.3 Modèle BEMT calibré . . . 117
4.2 Résultats d'optimisation . . . 119
4.2.1 Optimisation . . . 120
4.2.2 Analyse Physique . . . 123
4.3 Étude du modèle multi-fidélité RANS-BEMT . . . 132
4.3.1 Études préliminaires . . . 132
4.3.2 Paramétrisation des modèles de krigeage LF . . . 136
4.3.3 Performances des modèles de krigeage MF et mono-fidélité . . . 140

5 Conclusion et perspectives **145**

A Annexe **149**

Liste des acronymes **153**

Bibliographie **155**

Table des figures

1.1 Indice de température terre/océan, de 1880 à aujourd'hui, avec pour période de référence 1951-1980. La ligne noire continue représente la moyenne annuelle mondiale, la ligne rouge continue correspond à une moyenne glissante sur cinq ans et la zone grise représente un intervalle de confiance à 95 %. L'acronyme LSAT correspond à *land surface air temperature* et l'acronyme SST à *sea surface temperature*. Extrait de [2]. 16

1.2 Comparaison des investissements pour les différents types d'énergies, en milliard de dollars, entre l'année 2015 et les prévisions pour 2025. Extrait de [4]. 17

1.3 Carte de la ressource européenne en énergie des courants. Extrait de [9]. 18

1.4 Illustration d'un turbine à axe horizontal (a) et d'une turbine à axe vertical (b). . . 18

1.5 Facteurs influençant l'écoulement autour d'une turbine. Extrait de [16]. 20

1.6 Résultats (a) et modèles à échelle réduite (b) et réel (c) de l'étude de Zhu et al. [25]. 24

2.1 Photographie de la turbine IFREMER [53] (a), modèle numérique 3D de la turbine (b). Telle que représentée en (b) la turbine de rayon R tourne autour de l'axe $-x$ à la vitesse Ω. 30

2.2 Schéma du canal IFREMER. En haut à gauche, une vue en coupe permet de visualiser l'ensemble de la boucle suivie par l'écoulement. En haut à droite, une coupe orthogonale au sens de l'écoulement est proposée. En bas, une vue de dessus est présentée. La zone de travail du canal est mise en évidence à l'aide d'un contour rouge. Extrait de [61]. 31

2.3 Schéma de l'instrumentation du rotor incluant le capteur de couple et de poussée ainsi que les trois sous-capteurs de pied de pale avec leur système d'axe. Extrait de [15]. 33

2.4 Schéma de la turbine IFREMER, immergée dans le canal. 34

2.5 Évolution de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ pour différentes vitesse amont U_∞, $TI_\infty = 1{,}5$ % [65]. 35

2.6 Simulation d'un jet turbulent à l'aide des méthodes RANS (a), LES (b), DNS (c). Extrait de [71]. 37

2.7 Tube de courant divisé en sections annulaires. 37

2.8 Orientation des forces et de l'écoulement pour un élément de pale. 38

2.9 Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418 à $Re = 3{,}0\ 10^6$. Les courbes sont obtenues expérimentalement, ou numériquement à l'aide du logiciel XFOIL ou bien du code de calcul CFD EllipSys2D. Extrait de [83] et adapté. Les résultats obtenus via XFOIL présentés ici ne sont pas issus de [83] mais ont été générés avec la valeur $N_{crit} = 9$. 41
2.10 Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α avec extrapolation de Viterna à partir d'un angle $\alpha_s = 13°$, pour le profil NACA 63-418 à $Re = 3{,}0\ 10^6$. 42
2.11 Simulation RANS réalisée au cours de la thèse, permettant de visualiser le tourbillon marginal en bout de pale à l'aide d'une isosurface de critère Q fixée à 5,0 s^{-2}. 43
2.12 Schéma de principe des calculs BEMT et explicitation du couplage avec le code développé par le LOMC. Le code fourni par le LOMC, délimité par le rectangle bleu, permet d'évaluer les polaires et de réaliser les calculs BEMT. Les flèches en rouge correspondent aux données d'entrée envoyées vers le code, ainsi qu'aux sorties obtenues. 44
2.13 Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différents types de bord de fuite. 46
2.14 Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différentes valeurs de TI. 46
2.15 Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différentes valeurs de Re. 47
2.16 Courbes de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4), ainsi que pour différents modèles de correction des pertes en bout de pale ou à l'emplanture. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$ (le point de fonctionnement de cette étude), et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales. 48
2.17 Courbes de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4), ainsi que pour différentes valeurs de γ_θ. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$ (le point de fonctionnement de cette étude), et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales. . 48
2.18 Domaine fluide et condition aux limites pour la configuration RANS initiale. 51
2.19 Enchaînement des opérations dans le cas d'une simulation RANS. 52
2.20 Valeur de y^+ tout au long de la pale. 52
2.21 Maillage dans la section parallèle à l'écoulement (gauche) et dans le section perpendiculaire (droite), avec visualisation en bleu de la zone de raffinement de maillage pour le sillage. 53
2.22 Maillage à proximité de la pale (gauche) et zoom au niveau du bord de fuite (droite). 53
2.23 Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS initiale. 54
2.24 Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS initiale. 54

2.25 Loi de parois, la courbe en rouge représente l'évolution de la vitesse adimensionnée u^+ en fonction de y^+. Extrait et traduit de [100]. 57
2.26 Valeur de y^+ tout au long de la pale (a) et maillage à proximité de la pale (b). . . . 58
2.27 Schéma explicatif des méthodes MRF et SRF. 59
2.28 Schéma représentant le domaine en rotation via la méthode MRF. 59
2.29 Maillages hexaédrique (gauche), polyédrique (milieu) et tétraédrique (droite) à proximité de la pale. 60
2.30 Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS finale. 62
2.31 Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS finale. 62
2.32 Comparaison entre calculs RANS (configuration finale) et données expérimentales [65] pour C_P (gauche) et C_T (droite). La ligne bleue vertiacle en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$, qui correspond au point de fonctionnement utilisé dans cette étude, et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales. 63
2.33 Étude de convergence en maillage pour C_P et C_T. 64
2.34 Norme de la vitesse à différentes sections le long de la pale : $r = 132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm. Données obtenues à partir d'une simulation RANS. 64
2.35 Coefficient de pression C_{Pr} à différentes sections le long de la pale : $r = 132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm. L'isoligne $C_{Pr} = 0{,}0$ est représentée par un trait noir. Données obtenues à partir d'une simulation RANS. 65
2.36 Comparaison des vitesses amont projetées selon l'axe x, obtenues expérimentalement [15] et par simulation RANS. La zone grisée correspod aux incertitudes expérimentales. Dans le cas de l'expérience, la vitesse loin en amont est $U_\infty = 0{,}8\,\mathrm{m.s^{-1}}$, tandis qu'elle est fixée à $U_\infty = 1{,}0\,\mathrm{m.s^{-1}}$ pour la simulation. Le repère de coordonnées utilisé correspond à celui présenté dans la Figure 2.4, où les pales de la turbine sont situées en $x = 0$. 66
2.37 Visualisation de la vitesse axiale adimensionnée et comparaison du sillage obtenu expérimentalement [54] (a) et avec une simulation RANS (b). Les distances et les vitesses sont adimensionnées. Le repère de coordonnées utilisé correspond à celui présenté dans la Figure 2.4, où les pales de la turbine sont situées en $x = 0$. 67

3.1 Profil NACA 63-418. 71
3.2 Extraction nuages de points à différentes sections de la pale IFREMER. 72
3.3 Schéma explicatif pour la génération des profil 2D. 73
3.4 Illustration de la paramétrisation de la pale : la pale 3D est définie à l'aide de 23 profils 2D distribués le long de l'envergure. 74
3.5 Évolution des distributions en angle de calage θ (a), corde c (b) et épaisseur t (c) en fonction du rayon. 74
3.6 Positionnement de la ligne d'empilement par rapport aux profils 2D. 75
3.7 Positionnement de la ligne d'empilement pour plusieurs sections. 75
3.8 Positionnement d'un profil 2D par rapport à la ligne d'empilement, représentée ici par un disque de couleur rose. 76

3.9 Régressions linéaires pour $LE_{\Delta x}$ et $LE_{\Delta z}$. 76
3.10 Comparaison entre la géométrie initiale et la géométrie paramétrée, à partir de coupes planes réalisées à différents rayons. 77
3.11 Haut : une courbe B-spline cubique (p=3) dans l'espace 3D avec huit points de contrôle. Bas : fonctions de base cubiques et valeurs des nœuds. Extrait de [105] puis adapté. 78
3.12 Modification de forme via FFD. Le repère local, les points de contrôle extrêmes ainsi que le point central sont explicités. 79
3.13 Courbe obtenue par régression sur les données, avec affichage de la position des CP. 81
3.14 Identification des types de CP (CP-1 et CP-2) et directions de déplacement des CP-1. 81
3.15 Regroupement des CP en différents groupes pour réaliser la FFD. 82
3.16 Modification de la position des CP-2 via FFD. Les CP-1 sont représentés par des points et les CP-2 par des croix, les CP initiaux sont en noir et ceux obtenus après déformation sont en rouge. 82
3.17 Distribution initiale et distribution modifiée à l'aide de la méthode de déformation combinant B-spline et FFD. 82
3.18 Comparaison des distributions d'épaisseur, de corde et d'angle de calage entre la géométrie initiale et trois géométries échantillonnées dans l'espace de conception. De gauche à droite, les lignes bleues verticales en pointillé indiquent les positions $r = \{132 \text{ mm}, 208 \text{ mm}, 285 \text{ mm}, 331 \text{ mm}\}$. 84
3.19 Comparaison entre la géométrie initiale et trois géométries échantillonnées dans l'espace de conception, illustrant l'évolution des profils le long de l'envergure de la pale. 85
3.20 Classification (non exhaustive) des méthodes d'optimisation sans contrainte. 87
3.21 Illustration de la méthode HK. Courbes inspirées de [40] et générés à l'aide du modèle utilisé dans cette étude. 91
3.22 Visualisation d'un modèle de krigeage. 93
3.23 Visualisation de la valeur identifiée en utilisant la méthode MSP. 93
3.24 Visualisation de LCB($\mathbf{x}$) pour $k = 1{,}0$. 94
3.25 Visualisation de PI($\mathbf{x}$). 94
3.26 Visualisation de EI($\mathbf{x}$). 95
3.27 Visualisation de sEI($\mathbf{x}$). 95
3.28 Première étape de sélection. 97
3.29 Deuxième étape de sélection. 98
3.30 Troisième étape de sélection. 98
3.31 Quatrième étape de sélection. 99
3.32 Diagramme représentant les différentes étapes de la méthode SBO. 100
3.33 Diagramme représentant la construction des modèles de krigeage MF via le HK. . . 102
3.34 Initialisation de la deuxième étape de l'approche MF. Les calculs RANS sont réalisés dans un espace de conception réduit, centré sur la meilleure géométrie obtenue lors de la première étape (BEMT). 103
3.35 Calcul du coefficient de corrélation de Spearman entre deux variables — X et Y — dans le cas d'un score élevé ($\kappa = 0{,}9$, à gauche) et d'un score proche de zéro ($\kappa = 0{,}1$, à droite). 104

3.36 Représentation schématique du processus de calibration. 106

4.1 Comparison du maillage nominal (gauche) et déraffiné (droite). 111
4.2 Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS nominale. 112
4.3 Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS déraffinée. 112
4.4 Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS nominale. 112
4.5 Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS déraffinée. 113
4.6 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir du maillage nominal et du maillage déraffiné : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 113
4.7 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir du maillage nominal et du maillage déraffiné : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 114
4.8 Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration Euler. 115
4.9 Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration Euler. 115
4.10 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir de l'approche Euler et nominale : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 116
4.11 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir de l'approche Euler et nominale : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 116
4.12 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir de l'approche RANS et $BEMT^*_{30}$: à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 118
4.13 Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir de l'approche RANS et $BEMT^*_{30}$: à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes. 118
4.14 Histogramme des scores de corrélation de Spearman pour le coefficient C_P. Les valeurs sont calculées à partir des 576 modèles BEMT évalués lors de la phase de calibration. 119
4.15 Histogramme des scores de corrélation de Spearman pour le coefficient C_T. Les valeurs sont calculées à partir des 576 modèles BEMT évalués lors de la phase de calibration. 119

4.16 Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation mono-fidélité. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite, ce qui a été le cas tout au long du processus. 120
4.17 Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation BEMT. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite ; les étoiles rouges indiquent les cas où la contrainte n'est pas satisfaite. 121
4.18 Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation MF. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite, ce qui a été le cas tout au long du processus. 122
4.19 Comparaison des coefficients C_P (à gauche) et C_T (à droite) obtenus pour la géométrie initiale et la géométrie optimale obtenue lors de la deuxième étape de l'approche MF. Les performances ont été obtenues à l'aide de simulations RANS. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$, correspondant au point de fonctionnement utilisé pour l'optimisation. 123
4.20 Comparaison des distributions d'épaisseur (a), de corde (b) et d'angle de calage (c) entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue via le BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). De gauche à droite, les lignes bleues verticales en pointillés indiquent les positions radiales $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$. 124
4.21 Comparaison entre la géométrie initiale, la géométrie optimale issue du BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$. 125
4.22 Schéma illustrant la méthode utilisée pour détecter le décollement de la couche limite sur l'extrados. 126
4.23 Répartition de l'énergie cinétique turbulente (k) pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF), à différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$. Les points rouges et les annotations indiquent la position de décollement de la couche limite, exprimée en pourcentage de la corde locale. En l'absence de point, l'écoulement reste attaché. 127
4.24 Visualisation des lignes de courant sur l'extrados de la pale pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). Les lignes de courant sont colorées en fonction de la valeur de la contrainte de cisaillement pariétale (τ_w). 128
4.25 Orientation des forces de pression dans le système de coordonnées de l'étude. Dans ce schéma, le coefficient de pression C_{Pr} est défini comme négatif sur l'extrados et positif sur l'intrados. 128

4.26 Répartition de C_{Pr} sur l'extrados (à gauche) et l'intrados (à droite) de la pale, avec l'isoligne $C_{Pr} = 0$ représentée en noir pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). 129
4.27 Répartition de C_{Pr_z} sur l'extrados (à gauche) et l'intrados (à droite) de la pale, avec l'isoligne $C_{Pr_z} = 0$ représentée en noir pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). 129
4.28 Comparaison de C_{Pr} entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.130
4.29 Comparaison de C_{Pr_z} entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.131
4.30 Corrélation par rangs entre les scores de corrélation de Spearman obtenus pour C_P et C_T, chaque point correspondant à un modèle. 133
4.31 Évolution des scores Q^2_{test} (a) et κ (b) obtenus pour différents modèles, en fonction de la taille de l'échantillon d'entraînement N_E. Les modèles comparés sont le modèle mono-fidélité ainsi que les modèles MF construits à partir de différentes paramétrisation BEMT. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 142
4.32 Évolution des scores Q^2_{test} (a) et κ (b) obtenus pour différents modèles, en fonction de la taille de l'échantillon d'entraînement N_E. Les modèles comparés sont le modèle mono-fidélité ainsi que les modèles MF construits à partir de différentes paramétrisation BEMT. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 144

Liste des tableaux

1.1 Comparaison entre les turbines à axe horizontal et vertical. Un signe + indique un avantage relatif, tandis qu'un − indique un inconvénient. 19

2.1 Description de la pale IFREMER. r désigne le rayon local, θ l'angle de calage, c la corde et t l'épaisseur. Extrait de [60]. 32
2.2 Tableau récapitulant la valeur des paramètres importants. 33
2.3 Correspondances entre l'échelle réelle et l'échelle maquette ($1/20^{\text{ème}}$) en respectant la similitude de Froude et le rapport de vitesse en bout de pale λ. Extrait de [15] et adapté. 35
2.4 Configuration de référence pour le calcul des polaires et les simulations BEMT. . . . 45
2.5 Paramètres de maillage. 53
2.6 Paramètres calcul RANS initial. 53
2.7 Valeurs des quantités d'intérêt pour la configuration RANS initiale et comparaison avec les données expérimentales [65]. 54
2.8 Valeurs des quantités d'intérêt pour la configuration RANS finale et comparaison avec les données expérimentales [65]. 62

3.1 Paramètres utilisés pour la construction des B-splines représentant les distributions d'épaisseur, de corde et d'angle de calage. 81
3.2 Bornes de l'espace de conception. $t_0(r)$, $c_0(r)$, $\theta_0(r)$ désignent respectivement les valeurs initiales des distributions en épaisseur, corde et angle. 83
3.3 Récapitulatif des valeurs seuils utilisées. 98
3.4 Valeurs des paramètres BEMT utilisées lors de l'étape de calibration. 105

4.1 Configuration $BEMT^*_{30}$. 117
4.2 Paramètres du modèle $BEMT^*_{10}$. 133
4.3 Paramètres du modèle $BEMT^*_{50}$. 134
4.4 Augmentation du coefficient C_P et réduction du coefficient C_T obtenues à partir de calculs RANS pour les géométries optimales identifiées via les différents modèles BEMT. 136
4.5 Valeurs des paramètres pour construire le modèle de krigeage. 137
4.6 Comparaison des performances des modèles de krigeage pour le coefficient C_P en fonction du type de fonction d'autocorrélation et de l'ordre du vecteur de fonctions de base utilisé. Le score Q^2_{test} le plus élevé est indiqué en bleu. 138
4.7 Configuration optimale k^* et son score. 138

4.8 Évolution des scores Q^2_{test} et Q^2_{LOO} en fonction de la taille de l'échantillon, pour des modèles construits pour le coefficient C_P. 139
4.9 Comparaison des performances des modèles de krigeage pour le coefficient C_T en fonction du type de fonction d'autocorrélation et de l'ordre du vecteur de fonctions de base utilisé. Le score Q^2_{test} le plus élevé est indiqué en bleu. 139
4.10 Configuration optimale l^* et son score. 140
4.11 Évolution des scores Q^2_{test} et Q^2_{LOO} en fonction de la taille de l'échantillon, pour des modèles construits pour le coefficient C_T. 140
4.12 Paramètres pour les modèles de krigeage HF. 140

A.1 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. . 149
A.2 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 149
A.3 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 149
A.4 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 150
A.5 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 150
A.6 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 150
A.7 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 150
A.8 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P. 150
A.9 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. . 151

A.10 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 151
A.11 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 151
A.12 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 151
A.13 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 151
A.14 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 152
A.15 Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 152
A.16 Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T. 152

CHAPITRE 1

Introduction

Sommaire

1.1 Contexte environnemental et économique **15**
1.2 Contraintes et production d'énergie **19**
1.3 Optimisation de pales d'hydrolienne dans la littérature **20**
1.3.1 Quels outils de simulation ? 20
1.3.2 Approche directe 20
1.3.3 Optimisation basée sur des modèles de substitution 22
1.3.4 Optimisation multi-fidélité utilisant des données RANS et BEMT 22
1.4 Objectifs de la thèse et organisation du manuscrit **23**
1.4.1 Cadre de cette étude 23
1.4.2 Contribution scientifique 25
1.4.3 Développement réalisé au cours de la thèse 25
1.4.4 Plan du manuscrit 26

1.1 Contexte environnemental et économique

Dans les décennies à venir, le problème du réchauffement climatique sera d'une importance capitale pour l'ensemble de la société humaine. Selon le groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) [1], les activités humaines, principalement par le biais des émissions de gaz à effet de serre, ont contribué à augmenter la température globale de 1,1 °C au-dessus du niveau de 1850-1900 sur la période 2011-2020. Comme le montre la Figure 1.1 l'évolution des températures ne présente pas de point d'inflexion pour le moment et semble continuer à augmenter dangereusement. Pour respecter les accords de Paris et rester en dessous

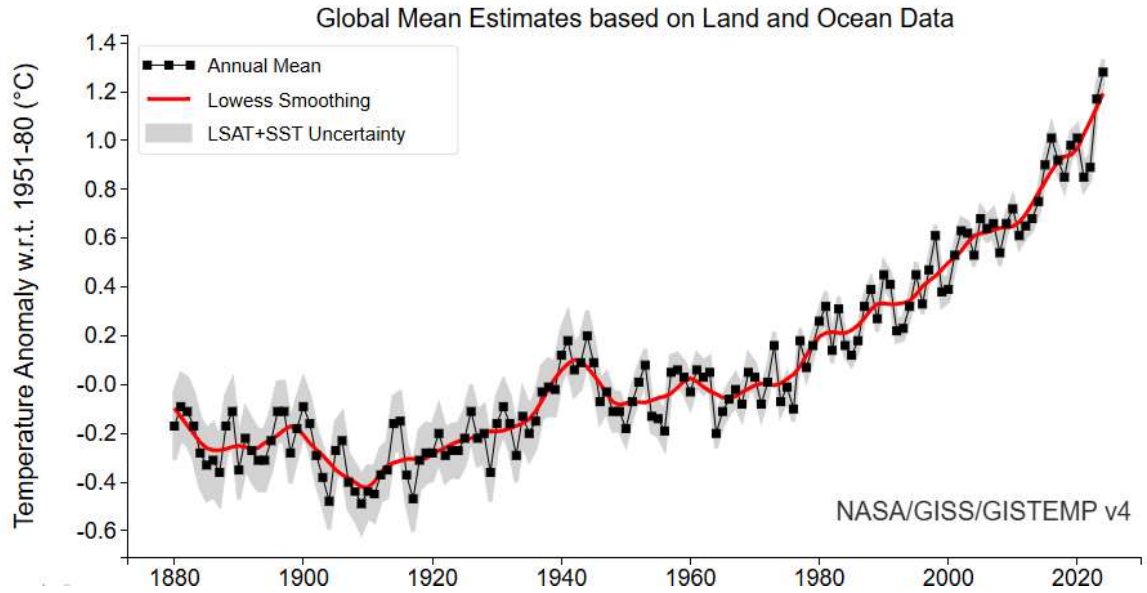


FIG. 1.1 – Indice de température terre/océan, de 1880 à aujourd'hui, avec pour période de référence 1951-1980. La ligne noire continue représente la moyenne annuelle mondiale, la ligne rouge continue correspond à une moyenne glissante sur cinq ans et la zone grise représente un intervalle de confiance à 95 %. L'acronyme LSAT correspond à *land surface air temperature* et l'acronyme SST à *sea surface temperature*. Extrait de [2].

d'une hausse de 2°, une réduction rapide et importante des émissions de gaz à effet de serre doit être effectuée. Toujours selon le GIEC, le changement climatique représente une réelle menace pour les êtres humains et la planète dans sa globalité. 75% de la production de gaz à effet de serre est reliée à l'activité de production et de consommation d'énergie, faisant de cette activité la principale source du réchauffement climatique.

Selon l'agence internationale pour l'énergie (AIE) [3], la consommation mondiale d'électricité va continuer à augmenter à un rythme important dans les années à venir, portée par la croissance de la production industrielle, l'utilisation accrue de la climatisation, l'accélération de l'électrification et l'expansion des centres de données à l'échelle mondiale. Une production d'électricité record provenant des énergies renouvelables et du nucléaire devrait couvrir l'intégralité de la hausse de la demande mondiale au cours des trois prochaines années, on parle d'*âge de l'électricité*.

Les investissements sur l'année 2025 indiquent une augmentation de 2 % par rapport à l'année 2024 pour le secteur de l'énergie [4]. Ces investissements commencent à changer de tendance et, pour la première fois, le montant alloué aux énergies renouvelables devrait passer devant ceux alloués à l'industrie pétrolière (Figure 1.2). En l'espace de 10 ans, les investissements ont près de doublé dans les énergies renouvelables.

Selon le rapport de l'AIE qui date de 2024, d'ici 2030, la capacité de production d'énergie renouvelable dans le monde devrait être multipliée par 2,7 [5]. Bien que cette augmentation soit significative, elle demeurera insuffisante pour atteindre le triplement des capacités, tel que prévu lors de la COP28, où 200 pays signataires s'étaient engagés en ce sens. Pour ce qui est

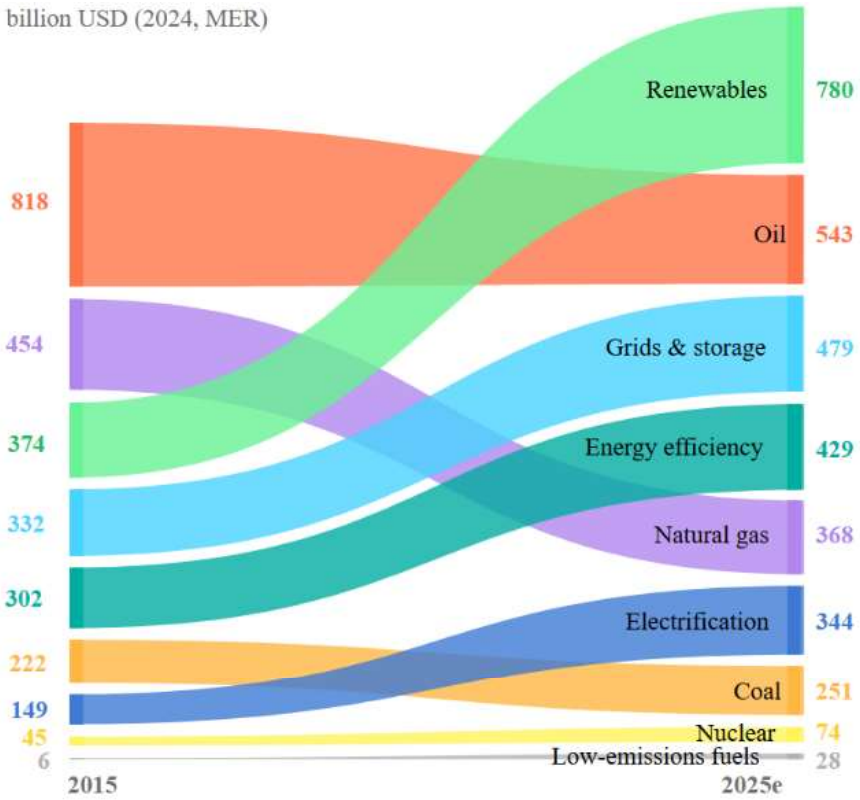


FIG. 1.2 – Comparaison des investissements pour les différents types d'énergies, en milliard de dollars, entre l'année 2015 et les prévisions pour 2025. Extrait de [4].

de l'Europe, une augmentation des capacités de 78 % est prévue, avec une puissance en 2023 de 894 GW et une prévision à 1 600 GW en 2030.

Notre planète étant recouverte à 75 % d'eau, récupérer l'énergie des courants marins générés par les marées présente un intérêt tout particulier dans la lutte contre le réchauffement climatique. Les marées résultent des déplacements combinés de la Terre, de la Lune et du Soleil [6]. L'énergie marémotrice a l'avantage d'être prévisible et de ne pas être affectée par les fluctuations de la météo, contrairement à l'énergie solaire ou éolienne. Même si cette énergie ne peut à elle seule satisfaire l'ensemble de la demande, elle peut contribuer de manière importante au mix énergétique [7].

L'Europe a la particularité de présenter des gisements importants pour cette énergie. Comme on peut le voir à l'aide de la Figure 1.3, la France bénéficie d'un fort potentiel pour ses côtes situées au nord et plus précisément au niveau du Raz Blanchard où des courants de marée peuvent atteindre ponctuellement les 5 $m.s^{-1}$ [8].

Parmi les nombreux dispositifs permettant la récupération de l'énergie issue des courants, les plus connus sont : les hydroliennes à axe horizontal (Figure 1.4a) et les hydroliennes à axe vertical (Figure 1.4b). Une hydrolienne permet de convertir l'énergie cinétique contenue dans l'eau en électricité. Les avantages et les inconvénients des hydroliennes à axe vertical et à axe horizontal sont discutés dans l'étude de LIU et al. [10]. Les points les plus significatifs sont

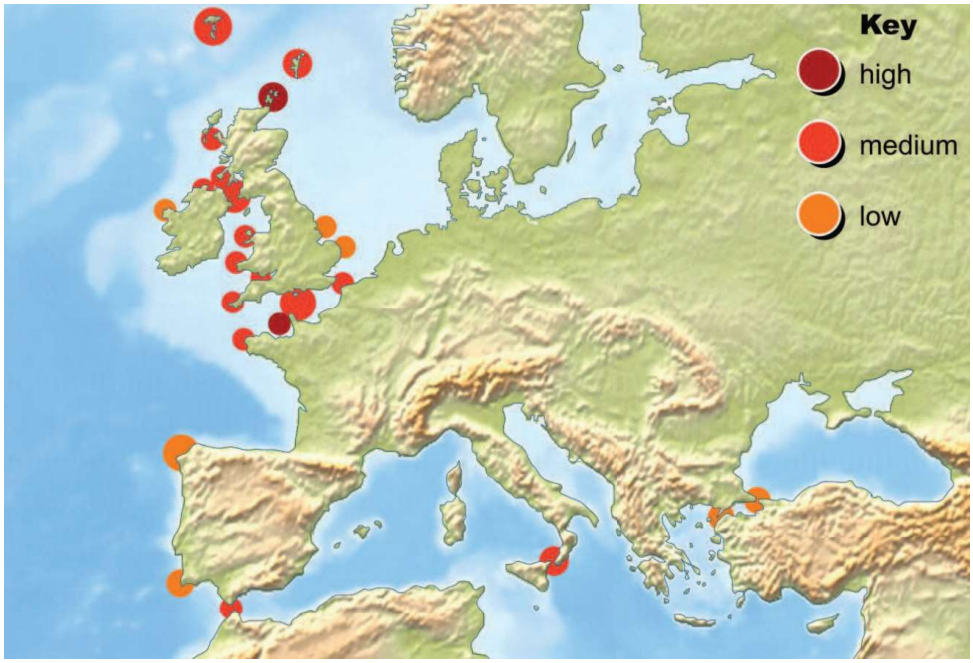
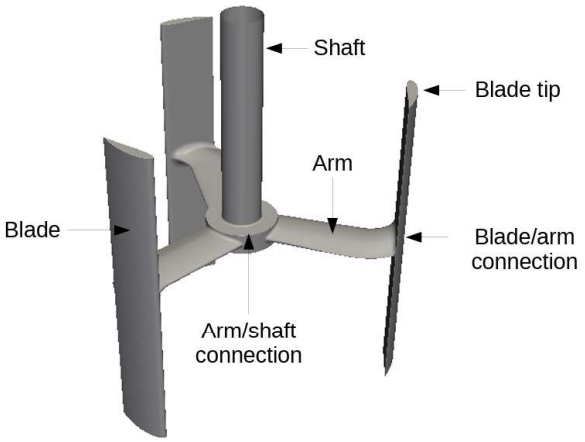


FIG. 1.3 – Carte de la ressource européenne en énergie des courants. Extrait de [9].



(a) Photo d'une turbine à axe horizontal. Extrait de [11].



(b) Schéma d'une turbine à axe vertical. Extrait de [12].

FIG. 1.4 – Illustration d'un turbine à axe horizontal (a) et d'une turbine à axe vertical (b).

synthétisés dans le Tableau 1.1.

Selon le rapport européen sur l'état d'avancement des technologies liées aux énergies marines [13], les turbines à axe horizontal possèdent une maturité technique importante. Ce type de turbine concentre un effort R&D marqué pour ce qui est des prototypes à échelle réelle.

Parmi les futurs projets recensés dans le rapport de l'AIE [14], figure celui de l'entreprise Normandie Hydroliennes qui a prévu d'implanter en 2028 une ferme pilote composée de 4

Points de comparaison	**Axe horizontal**	**Axe vertical**	**Description**
Orientation de l'écoulement	−	+	Une turbine à axe vertical peut fonctionner quelle que soit l'orientation de l'écoulement amont, tant que celui-ci reste orthogonal à l'axe de rotation. À l'inverse, une turbine à axe horizontal nécessite un écoulement aligné avec son axe de rotation.
Chargement des pales	+	−	Les turbines à axe vertical subissent des variations cycliques importantes du chargement sur les pales, ce qui peut endommager la structure mécanique, contrairement aux turbines à axe horizontal, dont le chargement est plus stable.
Capacité d'auto-démarrage	+	−	Contrairement aux turbines à axe vertical, les turbines à axe horizontal peuvent aisément initier leur mouvement.
Efficacité	+	−	Les rendements des turbines à axe horizontal sont globalement supérieurs à ceux des turbines à axe vertical.
Coût de fabrication	−	+	Le coût moyen d'une turbine à axe vertical est généralement inférieur à celui d'un modèle à axe horizontal, notamment en raison d'un coût de fabrication plus faible des pales.
Maturité industrielle	+	−	Le nombre de prototypes à échelle réelle et le degré de maturité technologique sont plus élevés pour les turbines à axe horizontal.

TAB. 1.1 – Comparaison entre les turbines à axe horizontal et vertical. Un signe + indique un avantage relatif, tandis qu'un − indique un inconvénient.

turbines à axe horizontal pour une puissance cumulée de 12 MW. En Europe, le potentiel de l'énergie produite à partir d'hydroliennes est de 15 à 35 TWh/an pour une puissance installée de 6 à 8 GW ; en France, celui-ci s'élèverait à une valeur entre 5 et 14 TWh/an, pour une puissance installée de 2 à 3 GW, ce qui équivaut à la production d'un réacteur EPR [15].

1.2 Contraintes et production d'énergie

Une hydrolienne opère dans un environnement où les contraintes environnementales sont nombreuses. Ces contraintes, comme le montre la Figure 1.5, peuvent influencer l'écoulement perçu au niveau du disque de production.

D'un point de vue hydrodynamique, ce sont principalement les forces de pression exercées sur le rotor qui sont à l'origine du couple généré et de la force de poussée. Le couple permet, par la mise en rotation du système, la production d'électricité, alors que la force de poussée est une contrainte qui vient solliciter les pales de la turbine. Selon la limite de Betz [17], un dispositif de récupération d'énergie ne peut extraire au maximum que 16/27 (soit 59,3 %) de l'énergie

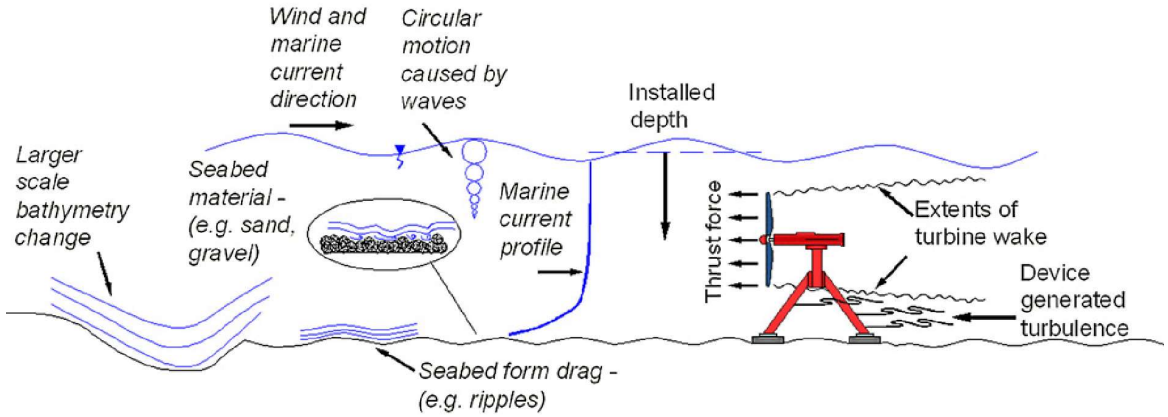


FIG. 1.5 – Facteurs influençant l'écoulement autour d'une turbine. Extrait de [16].

cinétique contenue dans un fluide. Les performances d'une turbine dépendent fortement de sa géométrie. Une optimisation de sa forme peut ainsi permettre d'améliorer significativement son rendement.

1.3 Optimisation de pales d'hydrolienne dans la littérature

1.3.1 Quels outils de simulation ?

Dans des études antérieures, l'optimisation des turbines à axe horizontal s'est le plus souvent appuyée sur des outils de simulation basés soit sur la *Blade Element Momentum Theory* (BEMT) [18, 19, 20, 21, 22], soit sur des approches de type *Reynolds-averaged Navier–Stokes* (RANS) [19, 23, 24, 25]. La capacité des modèles BEMT à prédire avec précision les performances globales des turbines à axe horizontal a été démontrée [26, 27, 28]. La méthode BEMT est une approche largement utilisée dans la communauté scientifique ainsi que dans l'industrie [29]. Elle bénéficie d'un faible coût de calcul, mais ne permet pas de prendre en compte les effets tridimensionnels [30, 31], contrairement à la méthode RANS. La BEMT est considérée comme une méthode de faible fidélité (*Low Fidelity* (LF)) comparée à l'approche RANS, qui a un coût de calcul plus élevé mais intègre les phénomènes 3D.

Dans la littérature, les optimisations de formes sont réalisées soit en utilisant une approche directe, soit en s'appuyant sur des modèles de substitution ; ces deux approches sont présentées dans les sections suivantes.

1.3.2 Approche directe

1.3.2.1 Méthodologie

Avec une approche directe, les quantités d'intérêt ne peuvent être obtenues qu'au moyen d'évaluations physiques ou numériques spécifiques pour chaque géométrie. Cette approche peut devenir extrêmement coûteuse en ressources informatiques, en particulier pour les problèmes de haute dimension qui nécessitent souvent un grand nombre d'évaluations. Le choix des géométries

à évaluer peut être orienté par différentes stratégies, parmi lesquelles figurent les méthodes basées sur le calcul du gradient des quantités d'intérêt, ainsi que les approches dites sans gradient [20, 32].

Les méthodes basées sur le gradient, comme la descente de gradient, offrent l'avantage d'une convergence plus rapide comparées aux méthodes sans gradient. Cependant, elles présentent deux inconvénients majeurs : elles sont sensibles au choix de la géométrie de départ dans l'espace de conception — il faut donc souvent les relancer avec différentes géométries initiales — et le calcul des gradients peut être très coûteux pour les problèmes en haute dimension. Les méthodes sans gradient, telles que les algorithmes génétiques, sont couramment utilisées dans les problèmes d'optimisation. Toutefois, elles nécessitent généralement un grand nombre d'évaluations pour converger, ce qui peut être prohibitif en termes de calcul.

1.3.2.2 Utilisation dans la littérature

Des optimisations avec une approche directe pour des profils d'hydrofoils ou bien des pales de turbine d'hydroliennes peuvent être trouvées dans la littérature [20, 21, 32]. L'étude de Grasso [32] se concentre sur l'optimisation des profils d'hydrofoils, avec des contraintes tenant compte de la cavitation et de la rigidité structurelle. Des courbes de Bézier ont été utilisées pour la paramétrisation des profils, et un algorithme d'optimisation séquentielle quadratique basé sur le gradient a été employé. Étant donné que le processus d'optimisation nécessite un grand nombre d'évaluations, un outil de calcul peu coûteux dérivé de XFOIL est utilisé pour estimer les performances. Sale et al. [20] ont réalisé une optimisation de forme à l'aide d'un algorithme génétique, et l'évolution des distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de vrillage a été paramétrée via des courbes de Bézier. L'optimisation a été effectuée avec un code BEMT. Un grand nombre d'évaluations a été nécessaire pour atteindre la convergence. Plus précisément, l'algorithme génétique a généré 50 générations, chacune comprenant 200 individus, soit un total de 10 000 évaluations. Tahani et al. [21] ont réalisé une optimisation multi-objectifs basée sur des calculs BEMT. Dans leur étude, l'objectif était de maximiser à la fois le coefficient de puissance et le couple produit sur la pale stationnaire. Les paramètres de conception incluaient la corde et l'angle de vrillage, tout en prenant en compte des contraintes géométriques. Différents algorithmes ont été testés, et les meilleurs résultats ont été obtenus avec l'algorithme heuristique multi-objectifs de pollinisation florale. Chaque algorithme d'optimisation a été exécuté en utilisant au moins 1000 générations avec une population de 100 individus — un minimum de 100000 évaluations a dû être réalisé par algorithme.

Les études précédemment mentionnées [20, 21, 32] ont nécessité un grand nombre d'évaluations pour optimiser efficacement la géométrie. Pour rendre cela réalisable, des modèles à faible coût en calcul ont été utilisés. Toutefois, ces modèles présentent une limite majeure : leur précision, et donc la confiance que l'on peut accorder aux résultats, est moindre.

1.3.3 Optimisation basée sur des modèles de substitution

1.3.3.1 Méthodologie

Afin de diminuer le nombre d'évaluations nécessaires pour converger vers la géométrie optimale, une optimisation basée sur des modèles de substitution (en anglais *Surrogate-Based Optimization*, (SBO)) peut être utilisée. Contrairement à une approche directe, qui évalue les quantités d'intérêt à chaque itération, l'approche SBO construit un modèle pour approximer les quantités d'intérêt dans l'espace de conception. Ce modèle a l'avantage d'être peu coûteux à évaluer et est utilisé pour orienter efficacement la recherche vers des géométries prometteuses [33]. En concentrant les ressources sur ces géométries, la SBO peut réduire significativement le coût en calcul du processus d'optimisation global [34].

Il est possible de classer les modèles de substitution en deux catégories : les modèles probabilistes, tels que le krigeage [35], et les modèles non probabilistes, comme les fonctions à base radiale (en anglais *Radial Basis Function* (RBF)). Les deux types peuvent être utilisés dans des problèmes d'optimisation [36], mais un avantage clé des modèles probabilistes réside dans leur capacité à fournir une estimation de l'incertitude des prédictions. Cette caractéristique permet la mise en œuvre de l'optimisation bayésienne (en anglais *Bayesian Optimization* (BO)) [37]. Avec ce type d'optimisation, les nouveaux points d'évaluation sont choisis à l'aide de fonctions d'acquisition qui équilibrent *exploration* et *exploitation*. On parle d'*exploitation* lorsque le processus de sélection est principalement guidé par les prédictions du modèle et on parle d'*exploration* quand c'est plutôt l'incertitude rattachée à ces prédictions qui est utilisée.

1.3.3.2 Utilisation dans la littérature

Des optimisations d'hydroliennes à axe horizontal basées sur des simulations RANS utilisant de la SBO sont disponibles dans la littérature [23, 24]. Thandayutham et al. [24] ont présenté une optimisation multi-objectifs fondée sur des simulations RANS, visant à maximiser le coefficient de puissance C_P et à minimiser la contrainte de von Mises. Les paramètres de conception comprenaient une variable discrète — le nombre de pales du rotor, pouvant prendre les valeurs 2, 3 ou 4 — et une variable continue, l'angle de calage. L'algorithme NSGA-II [38] a été utilisé en combinaison avec différents modèles de substitution. Parmi les modèles testés — fonction polynomiale du second ordre, RBF et krigeage — la fonction polynomiale du second ordre a donné les meilleurs résultats.

Dans les travaux de Kumar et al. [23], plusieurs modèles de substitution ont été évalués : fonction polynomiale du second ordre, RBF, krigeage et modèle de substitution à moyenne pondérée. Parmi ces modèles, le krigeage a donné les meilleurs résultats en minimisant l'erreur de prédiction et en identifiant la géométrie optimale.

1.3.4 Optimisation multi-fidélité utilisant des données RANS et BEMT

Les études d'optimisation de forme des pales mentionnées précédemment utilisent soit la BEMT, soit des simulations RANS. Une approche d'optimisation en deux étapes combinant à la fois la BEMT — en tant que modèle LF — et des simulations RANS — en tant que données haute fidélité (en anglais *High Fidelity* (HF)) — est présentée dans [25]. Dans la première étape

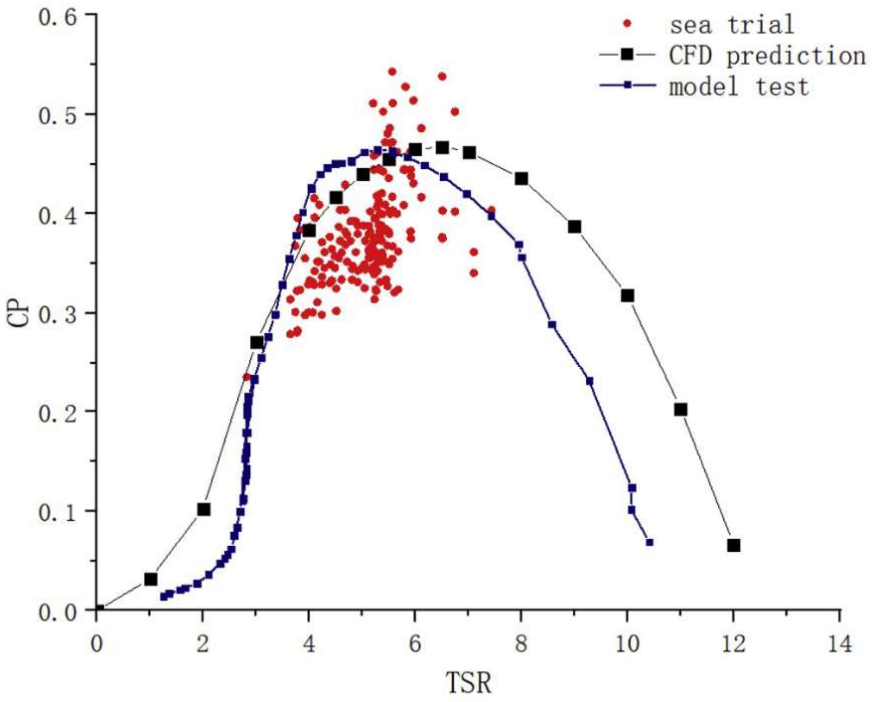
de cette étude, la BEMT est utilisée pour générer une géométrie initiale. Celle-ci est ensuite suivie d'une optimisation multi-objectifs basée sur l'algorithme NSGA-II et un modèle de substitution par réseau de neurones entraîné à partir de simulations RANS. La géométrie finale des pales est validée expérimentalement, à la fois en laboratoire et à l'aide d'essais en mer, les résultats ainsi que les turbines sont présentés dans la Figure 1.6. Ces résultats permettent d'illustrer le type d'écart que l'on peut observer entre l'approche numérique, l'approche expérimentale avec des conditions d'écoulement contrôlé et l'approche expérimentale en conditions réelles. Dans cette étude, les variables de conception étaient les distributions d'angle de calage et de corde. Cette approche présente toutefois une limite : en utilisant séparément la BEMT et la méthode RANS, les résultats obtenus via la BEMT n'influencent pas le modèle construit à partir des simulations RANS. Ainsi, la meilleure géométrie obtenue avec la BEMT n'est utilisée qu'à titre de référence.

Une autre approche consiste à réaliser l'optimisation à l'aide d'un modèle construit à partir de différents niveaux de fidélité, communément appelé modèle multi-fidélité (MF) [39, 40]. L'idée est d'utiliser les simulations LF pour orienter la recherche vers des conceptions prometteuses et ainsi réduire le nombre de calculs HF. La BEMT et des calculs CFD (*Computational Fluid Dynamics*) ont déjà été couplés dans un modèle MF pour l'optimisation de pales d'hélicoptère [41, 42]. L'étude de Wu et al. [42] met en œuvre un modèle MF construit à partir d'un réseau de neurones, en s'appuyant sur des données HF issues de simulations RANS. Le modèle MF atteint une précision de modélisation nettement supérieure par rapport aux modèles utilisant un seul niveau de fidélité — construits à l'aide du krigeage ou de réseaux de neurones profonds — et permet une convergence plus rapide de l'optimisation. Ariyarit et al. [41] ont utilisé des données issues de simulations URANS (*Unsteady Reynolds-averaged Navier–Stokes*) comme source haute fidélité. Les méthodes MF, telles que le co-krigeage et la méthode hybride développée dans cette étude, montrent de meilleures performances d'optimisation en identifiant des conceptions de qualité en un temps réduit par rapport à la méthode à fidélité unique basée sur du krigeage classique. Ce résultat est démontré à travers une série de tests utilisant à la fois des fonctions analytiques — Rosenbrock, six-hump camel-back, Branin, Himmelblau — et un cas d'optimisation de forme d'hélice. De plus, les modèles MF ont obtenu de meilleurs scores en validation croisée que le modèle à fidélité unique [41]. Les deux études [41, 42] mettent en évidence l'intérêt d'utiliser un modèle MF permettant de coupler les résultats issus de la BEMT et ceux obtenus à l'aide de la CFD.

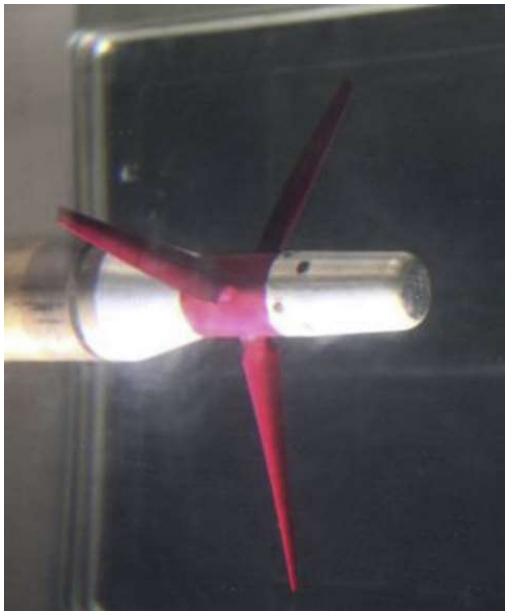
1.4 Objectifs de la thèse et organisation du manuscrit

1.4.1 Cadre de cette étude

Notre étude vise à réaliser une optimisation MF de pales de turbine d'hydroliennes à axe horizontal ; les données LF sont obtenues à partir de calculs BEMT, et les données HF sont issues de simulations RANS. Le modèle MF de substitution est construit à l'aide du krigeage hiérarchique (en anglais *Hierarchical Kriging* (HK)) [40], un modèle ayant démontré son efficacité dans diverses applications, telles que la modélisation de la réponse d'éoliennes sous différentes conditions de fonctionnement [43], l'optimisation d'hélices [44], l'optimisation de



(a) Comparaison des courbes de puissances obtenues numériquement, en laboratoire et lors d'essai en mer.



(b) Photographie de la turbine testée en laboratoire, échelle 1/22,5.



(c) Photographie de la turbine utilisée pour les essais en mer.

FIG. 1.6 – Résultats (a) et modèles à échelle réduite (b) et réel (c) de l'étude de ZHU et al. [25].

profils de turbines axiales transsoniques et supersoniques [45], ainsi que dans des cas tests CFD plus classiques [46].

Une optimisation MF repose sur l'hypothèse que les informations fournies par les données LF offrent une approximation raisonnable des données HF, de sorte que le modèle MF puisse améliorer la prédiction globale par rapport à l'utilisation d'un modèle utilisant seulement des données HF.

Plusieurs études sur les dispositifs énergétiques utilisant des stratégies de krigeage MF ont été confrontées à la problématique du choix d'un modèle LF approprié [47, 48]. Dans l'étude de Lee et al. [47], où la méthode MF est fondée sur le co-krigeage, la qualité du modèle LF est évaluée à l'aide du coefficient de corrélation de Pearson calculé entre les données LF et HF. En revanche, Lee et al. [48] ont développé un modèle MF basé sur du HK, dans lequel la corrélation est calculée non pas entre les données LF et HF, mais entre le modèle LF et les prédictions du modèle MF. Ces travaux [47, 48] soulignent l'importance de définir une stratégie pour la sélection du modèle LF. En effet, si les données LF ne sont pas exploitées efficacement, le modèle MF peut offrir des performances inférieures à celles du modèle HF seul [48]. Une stratégie permettant de faire en sorte que le modèle LF fournisse une approximation raisonnable du modèle HF consiste à calibrer l'approche LF. Cette stratégie considère que les données LF sont issues d'une approche paramétrique, dont les paramètres sont ajustés afin de mieux faire correspondre ses prédictions à celles de l'approche HF [49, 50, 51]. Dans notre étude, une calibration de l'approche BEMT basée sur une analyse de corrélation de Spearman [52] est réalisée.

L'hydrolienne à axe horizontal développée par l'institut français de recherche pour l'exploitation de la mer (IFREMER) [15, 53, 54], sert de géométrie de référence dans cette étude. Pour optimiser la turbine, les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage sont modifiées à l'aide d'une méthode de paramétrisation combinant B-splines [55] et *Free-Form Deformation* (FFD) [56].

Le processus d'optimisation vise à augmenter le coefficient de puissance C_P tout en s'assurant que le coefficient de poussée C_T reste inférieur à sa valeur initiale $C_{T_{init}}$.

1.4.2 Contribution scientifique

À la connaissance de l'auteur, c'est la première fois qu'un modèle MF combinant à la fois la méthode BEMT et des simulations RANS est utilisé pour l'optimisation d'une hydrolienne à axe horizontal. L'originalité de ce travail réside également dans la calibration du modèle BEMT à l'aide d'une stratégie basée sur le score de corrélation de Spearman.

1.4.3 Développement réalisé au cours de la thèse

Pour réaliser cette étude, plusieurs jalons techniques ont dû être franchis :

— Une campagne de simulations RANS à l'aide du logiciel STAR-CCM+ [57] a été réalisée afin de déterminer la modélisation adéquate. La méthode RANS, a été validée par com-

paraison avec des données expérimentales, ainsi qu'à partir d'une étude de convergence en maillage.

— Le code BEMT fourni par le laboratoire ondes et milieux complexes (LOMC, UMR CNRS 6294, Université Le Havre Normandie) a été modifié afin d'être intégré dans un processus d'optimisation. Par ailleurs, ce code, initialement conçu pour fonctionner sous un environnement Linux, a été adapté et parallélisé pour une exécution sur un système d'exploitation Windows via WSL [58] (*Windows Subsystem for Linux*).

— Les calculs RANS ont été automatisés sur cluster.

— Une paramétrisation régissant l'évolution les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage a dû être trouvée à partir du modèle 3D de la pale IFREMER.

— La génération de la pale 3D a été automatisée à l'aide du logiciel FreeCAD [59].

— Les éléments suivants ont été couplés à l'aide de scripts Python : le code BEMT, le logiciel STAR-CCM+ pour les calculs RANS, l'optimiseur, ainsi que le logiciel FreeCAD pour la génération de pale 3D.

— Afin de s'assurer de la cohérence entre les résultats BEMT et RANS, l'approche BEMT a été calibrée utilisant une stratégie basée sur la corrélation de Spearman.

— Une analyse comparant l'approche MF et une approche utilisant un seul niveau de fidélité a été effectuée. Cette analyse vise à évaluer les performances des deux approches en termes de vitesse de convergence des optimisations ainsi qu'à mesurer la qualité de leurs prédictions.

— L'analyse physique de la géométrie initiale et des géométries optimisées a été réalisée.

1.4.4 Plan du manuscrit

Outre cette introduction et la conclusion, ce manuscrit contient trois chapitres.

Le second chapitre a pour objectif de présenter la configuration étudiée ainsi que les outils de simulation employés. L'hydrolienne développée par l'IFREMER y est décrite et ses performances sont données. La méthode BEMT utilisée dans cette étude est ensuite détaillée. La dernière section est consacrée à la méthode RANS : quelques rappels théoriques sont fournis et une campagne de simulations est présentée. Cette campagne a permis de déterminer plusieurs paramètres clés, tels que le type de maillage, la gestion de la rotation de la turbine, la taille du domaine fluide, ainsi que l'impact de l'utilisation d'une loi de paroi et d'un modèle de transition.

Le troisième chapitre est consacré à la description de la méthode d'optimisation de forme. Dans un premier temps, la paramétrisation trouvée à partir du modèle 3D de la pale IFREMER est détaillée. La méthode de modification géométrique de la pale ainsi que l'espace de conception sont ensuite présentés. La section suivante expose de manière formelle la formulation du problème d'optimisation. Par la suite, les principales étapes qui interviennent dans les calculs automatisés RANS et BEMT sont présentées. La quatrième section introduit les modèles de krigeage utilisés : le krigeage universel et le krigeage hiérarchique. Elle est suivie d'une présentation de la méthode SBO utilisée dans cette thèse, incluant les fonctions d'acquisition ainsi

que le processus de sélection basé sur celles-ci. L'avant-dernière section décrit le processus d'optimisation MF fondé sur le krigeage hiérarchique. Enfin, la dernière section présente le score de corrélation de Spearman et détaille le processus de calibration de la méthode BEMT.

Dans le quatrième et dernier chapitre, les différents résultats obtenus au cours de cette thèse sont présentés et analysés. La première section expose une étude visant à identifier l'approche LF la plus adaptée pour la construction du modèle MF. En effet, plusieurs méthodes ont été explorées afin d'obtenir une approche LF corrélée aux données HF. La section suivante présente les résultats des optimisations menées, accompagnés d'une analyse physique des géométries optimisées. Enfin, la dernière section confronte les performances prédictives du modèle MF à celles d'une approche basée exclusivement sur des données RANS.

La conclusion de ce manuscrit récapitule les travaux menés au cours de cette thèse, ainsi que les principaux résultats obtenus. Elle met également en évidence les limites de l'étude et propose des perspectives pour de futurs travaux.

CHAPITRE 2

Configuration d'intérêt et approches numériques

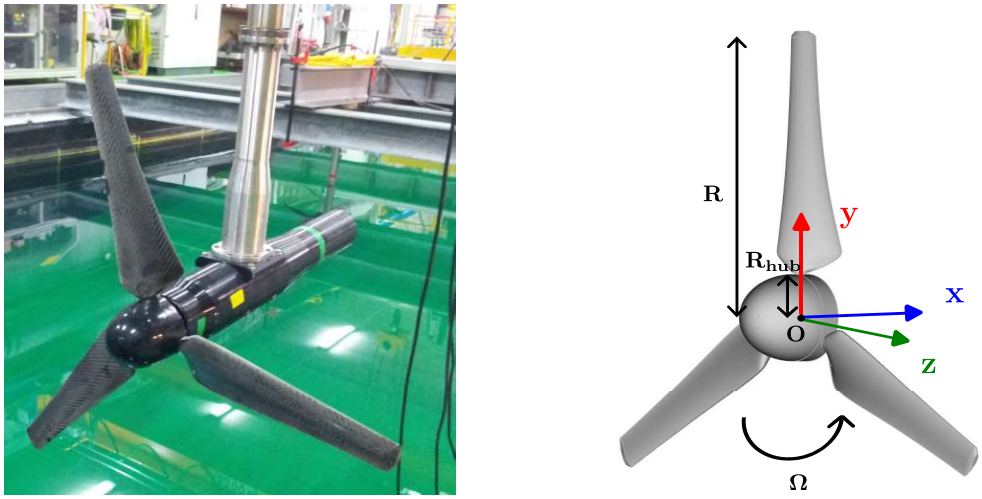
Sommaire

2.1 Configuration d'intérêt **29**
2.1.1 Un point de départ : la turbine IFREMER 30
2.1.2 Conditions d'écoulement et point de fonctionnement de la turbine IFREMER 32
2.2 Méthode BEMT **37**
2.3 Méthode RANS **47**
2.3.1 Rappels théoriques 47
2.3.2 Campagne de simulations 50

Ce chapitre se décompose en trois sections. La première section (Section 2.1) porte sur la turbine de référence, ses performances — mesurées expérimentalement —, ainsi que la configuration d'intérêt dans laquelle l'optimisation est réalisée. Dans les deux sections qui suivent, les approches numériques utilisées pour évaluer les performances de l'hydrolienne sont présentées. La deuxième section (Section 2.2) présente la méthode BEMT. La troisième section (Section 2.3.2) présente d'abord quelques rappels théoriques sur la méthode RANS, puis expose les conclusions obtenues suite aux tests de simulation, avant de décrire la configuration finale retenue pour les calculs CFD.

2.1 Configuration d'intérêt

Cette section vise à résumer l'ensemble des informations concernant la géométrie de référence ainsi que les conditions d'opération qui vont nous intéresser lors de cette étude. Dans un premier



(a) (b)

FIG. 2.1 – Photographie de la turbine IFREMER [53] (a), modèle numérique 3D de la turbine (b). Telle que représentée en (b) la turbine de rayon R tourne autour de l'axe $-x$ à la vitesse Ω.

temps, une courte description du bassin d'essai et de l'hydrolienne IFREMER est réalisée (sous-section 2.1.1). Puis, dans un second temps, les performances ainsi que les conditions d'opération sont présentées (sous-section 2.1.2).

2.1.1 Un point de départ : la turbine IFREMER

L'hydrolienne tripale ($B = 3$) de l'IFREMER [15, 53, 54] est utilisée comme géométrie de référence (Figure 2.1a). Cette turbine est inspirée de celle développée lors des travaux de GAURIER et al. [60], elle-même basée sur la turbine de MYCEK et al. [54].

C'est dans le but d'améliorer la fiabilité des hydroliennes que la turbine IFREMER a été développée puis testée dans différentes configurations. Des essais ont permis de mesurer ses performances en présence d'un écoulement homogène ou turbulent, d'un écoulement perturbé par un obstacle, ou encore lors de la présence de vagues [15].

Le bassin à houle de l'IFREMER : C'est dans le bassin de l'IFREMER, à Boulogne-sur-Mer, que les données expérimentales de la turbine de référence ont été obtenues (Figure 2.2).

Ce bassin permet de maintenir des courants à une vitesse U_∞ allant de 0,1 m.s^{-1} à 2,2 m.s^{-1}, la section utile a une largeur de 4 m, une hauteur de 2 m et fait 18 m de long (Figure 2.2), la hauteur de la couche limite établie au fond du canal peut être estimée à 30 cm [61]. L'installation permet de contrôler l'intensité turbulente (TI_∞) de l'écoulement.

$$TI_\infty = 100\sqrt{\frac{\frac{1}{3}\left(\sigma(U_1)^2 + \sigma(U_2)^2 + \sigma(U_3)^2\right)}{\overline{U_1}^2 + \overline{U_2}^2 + \overline{U_3}^2}}, \tag{2.1}$$

avec U_1, U_2, U_3 les trois composantes de la vitesse, $\overline{U_1}$, $\overline{U_2}$, $\overline{U_3}$ les moyennes temporelles associées et $\sigma(U_1)$, $\sigma(U_2)$, $\sigma(U_3)$ les écarts-types. En l'absence de dispositif visant à réduire

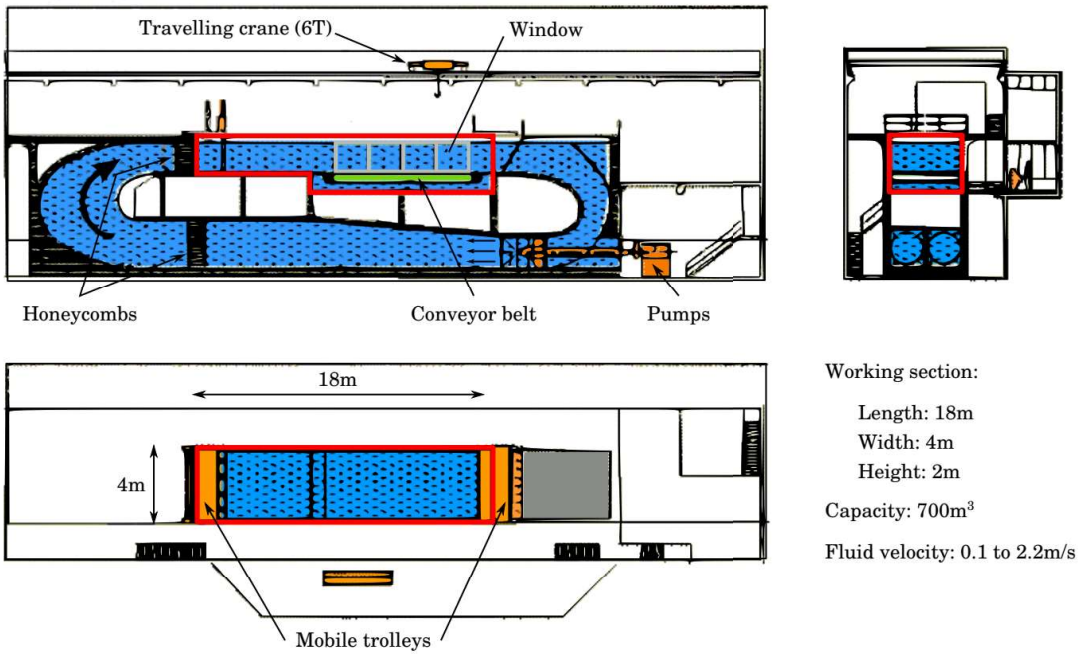


FIG. 2.2 – Schéma du canal IFREMER. En haut à gauche, une vue en coupe permet de visualiser l'ensemble de la boucle suivie par l'écoulement. En haut à droite, une coupe orthogonale au sens de l'écoulement est proposée. En bas, une vue de dessus est présentée. La zone de travail du canal est mise en évidence à l'aide d'un contour rouge. Extrait de [61].

l'intensité turbulente du bassin, celle-ci vaut $TI_\infty = 15$ %. Une structure en nid d'abeille et une grille peuvent être ajoutées à l'entrée de la section d'essais afin de réduire la turbulence dans le bassin. TI_∞ peut alors descendre jusqu'à une valeur de 1,5 % [61].

Le bassin est doté d'un générateur de houle qui peut être placé en amont ou en aval de la section utile afin de générer la houle dans le sens du courant ou à contre-courant [62].

Description de l'hydrolienne IFREMER : La turbine IFREMER est une maquette à l'échelle 1/20 testée selon la similitude de Froude. Le rotor a un rayon $R = 362{,}0$ mm, le rayon du moyeu vaut $R_{hub} = 55{,}0$ mm et la distance entre l'axe central des pales et le bout du nez de la turbine vaut 92 mm. Le modèle géométrique 3D de la turbine utilisé pour les simulations RANS a été fourni à titre gracieux par l'IFREMER. Afin de réduire le nombre de cellules nécessaires pour le maillage dans les simulations RANS, le modèle n'inclut pas la nacelle ni la barre de fixation utilisée pour maintenir la turbine en position dans le canal ; seuls le moyeu et les pales de la turbine sont considérés (Figure 2.1b).

Les pales, fabriquées en fibres de carbone, garantissent une rigidité élevée. Elles proviennent d'un même moule afin d'éliminer toute variation involontaire de forme durant la fabrication. Leur design se base sur le profil NACA 63-418 [15]. Une description des pales est fournie par GAURIER et al. [60], elle est présentée dans le Tableau 2.1. Elles possèdent un bord de fuite tronqué et présentent à leur base une section cylindrique.

Comme le montre la Figure 2.3 l'instrumentation de la turbine se compose notamment :

r/R	**c/R**	θ **(deg)**	**t/c (%)**
0.1333	0.0567	29.5672	80.0
0.1500	0.0567	29.5672	100.0
0.1550	0.0567	29.5672	100.0
0.1983	0.1521	25.6273	36.0
0.2417	0.2474	22.1491	21.3
0.2850	0.2375	19.3031	21.4
0.3283	0.2259	16.9737	21.7
0.3717	0.2141	15.0538	22.0
0.4150	0.2029	13.4572	22.2
0.4583	0.1925	12.1169	22.4
0.5017	0.1829	10.9815	22.5
0.5450	0.1743	10.0114	22.5
0.5883	0.1665	9.1761	22.4
0.6317	0.1594	8.4516	22.2
0.6750	0.1529	7.8191	21.9
0.7183	0.1471	7.2638	21.5
0.7617	0.1418	6.7735	20.9
0.8050	0.1370	6.3387	20.2
0.8483	0.1325	5.9514	19.5
0.8917	0.1285	5.6050	18.6
0.9350	0.1247	5.2941	18.0
0.9783	0.1213	5.0143	18.0
1.0000	0.0655	4.8743	25.0

TAB. 2.1 – Description de la pale IFREMER. r désigne le rayon local, θ l'angle de calage, c la corde et t l'épaisseur. Extrait de [60].

— d'un capteur de couple et de de poussée,

— pour chaque pied de pale, d'un capteur qui permet la mesure de deux efforts et de trois moments.

Dans le cadre de notre étude, les efforts sont donnés pour l'ensemble de la partie rotor, qui est composée des pales et du nez.

2.1.2 Conditions d'écoulement et point de fonctionnement de la turbine IFREMER

2.1.2.1 Conditions d'opérations et effets d'échelle

Conditions d'opération : Les paramètres physiques décrivant l'écoulement dans cette étude sont notés comme suit : la densité de l'eau ρ, le rapport de vitesse en bout de pale $\lambda = \dfrac{\Omega R}{U_\infty}$, la vitesse de rotation du rotor Ω, la viscosité dynamique η, la vitesse amont du courant U_∞, et l'intensité turbulente de l'écoulement TI_∞.

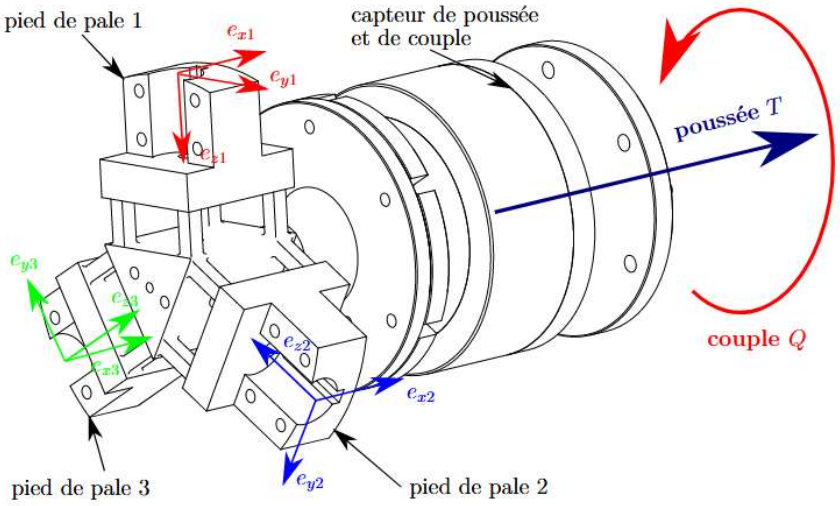


FIG. 2.3 – Schéma de l'instrumentation du rotor incluant le capteur de couple et de poussée ainsi que les trois sous-capteurs de pied de pale avec leur système d'axe. Extrait de [15].

Dans le canal de l'IFREMER qui a une largeur $W_{tank} = 4{,}0$ m et une hauteur $H_{tank} = 2{,}0$ m, la turbine est immergée à mi-hauteur (Figure 2.4).

Deux nombres sans dimension sont utilisés pour caractériser le régime de l'écoulement : le nombre de Reynolds, défini par $Re_\infty = \dfrac{\rho U_\infty R}{\eta}$, et le nombre de Froude, défini par $Fr_\infty = \dfrac{U_\infty}{\sqrt{g\ H_{tank}}}$, où $g = 9{,}81$ m.s^{-2} est l'accélération gravitationnelle. Les valeurs associées aux paramètres introduits ci-dessus sont résumées dans le Tableau 2.2.

ρ [kg.m^{-3}]	η [Pa.s]	U_∞ [m.s^{-1}]	λ [−]	TI_∞ [−] (%)	W_{tank} [m]	H_{tank} [m]	Re_∞ [−]	Fr_∞ [−]	g [m.s^{-2}]
998,19	1,0 $\times 10^{-3}$	1,0	4,0	1,5	4,0	2,0	3,6 $\times 10^{5}$	2,3 $\times 10^{-1}$	9,81

TAB. 2.2 – Tableau récapitulant la valeur des paramètres importants.

En comparaison des taux d'intensité turbulente mesurés *in situ* sur des sites potentiels d'implantation de turbines — compris entre 3 % et 24 % [54] —, l'intensité turbulente de l'écoulement dans le canal de l'IFREMER ($TI_\infty = 1{,}5\%$) peut être considérée comme faible.

Par ailleurs, dans la configuration de cette étude, la valeur du nombre de Froude est inférieure à 1,0 (Tableau 2.2) ce qui indique que le régime est subcritique. Le régime subcritique, aussi appelé régime fluvial, se caractérise par une vitesse d'écoulement faible et une hauteur d'eau relativement importante, contrairement au régime supercritique (ou torrentiel). Les performances d'une turbine sont généralement meilleures en régime subcritique que dans le régime supercritique, pour lequel une diminution de rendement pouvant atteindre environ 30 % a été rapportée [63].

Le coefficient de blocage β_b d'une hydrolienne correspond au rapport de la surface du disque balayée par les pales divisée par la section du bassin. Dans le cas de la turbine IFREMER,

$$\beta_b = \frac{\pi R^2}{W_{Tank} H_{Tank}} = 5{,}1\%. \tag{2.2}$$

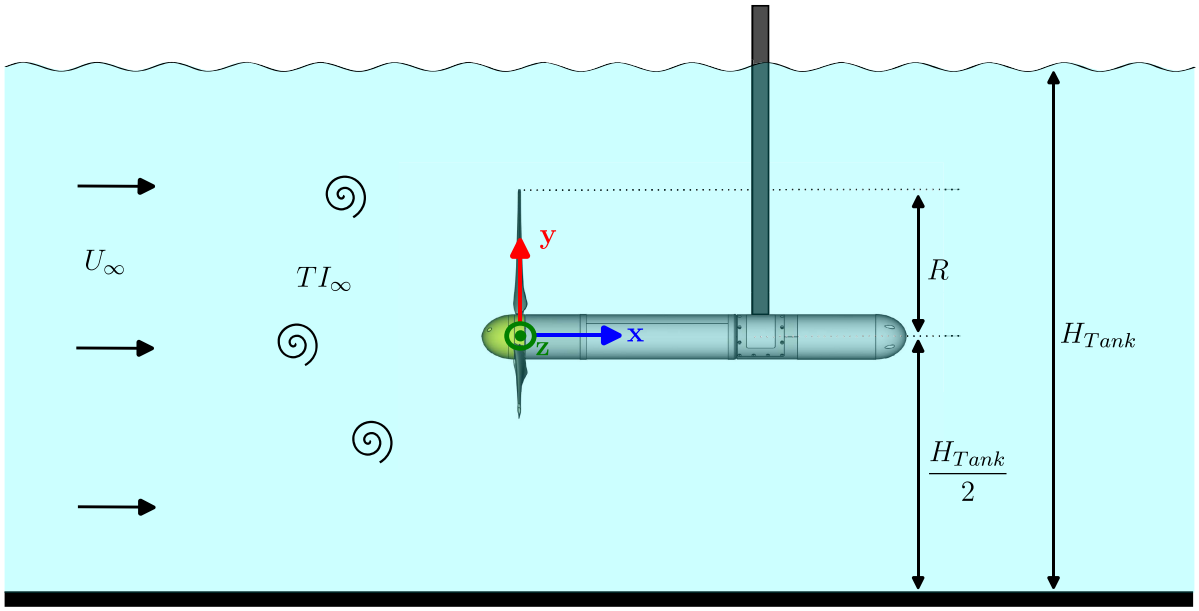


FIG. 2.4 – Schéma de la turbine IFREMER, immergée dans le canal.

Une valeur β_b proche de 0 indique que l'écoulement est non confiné. Au contraire, une valeur proche de 1 indique que l'écoulement est contraint de passer par le disque de production de la turbine. Un taux de blocage $\beta_b = 5{,}1\%$ peut être considéré comme faible. En effet, d'après MURRAY [64] c'est à partir d'un coefficient de blocage supérieur à 10 % que les résultats peuvent être influencés de manière significative.

Effets d'échelle : L'IFREMER a fait le choix de réaliser une maquette à l'échelle $1/20^{\text{ème}}$. Il est impossible de satisfaire simultanément les similitudes en Reynolds et en Froude. En effet, en respectant la similitude en Reynolds, on obtient une vitesse amont U_∞ 20 fois supérieure à la vitesse dans le cas réel, tandis que l'application de la similitude de Froude conduit à une vitesse amont U_∞ 4,47 fois plus faible que dans le cas réel. Il n'est pas possible de respecter la similitude en Reynolds car il faudrait alors atteindre des vitesses dans le bassin avoisinant les 90 $m.s^{-1}$ [15], c'est donc la similitude de Froude qui est respectée. Le Tableau 2.3 présente les correspondances pour différentes grandeurs entre l'échelle réelle et l'échelle maquette.

On peut noter que le nombre de Reynolds de la maquette est environ cent fois plus faible que celui du cas réel. L'influence du nombre de Reynolds sur les performances de la turbine est discutée dans la partie suivante.

2.1.2.2 Courbes de performances

Pour évaluer les performances d'une hydrolienne, le coefficient de puissance C_P ainsi que le coefficient de poussée C_T sont utilisés ; ils s'expriment de la manière suivante :

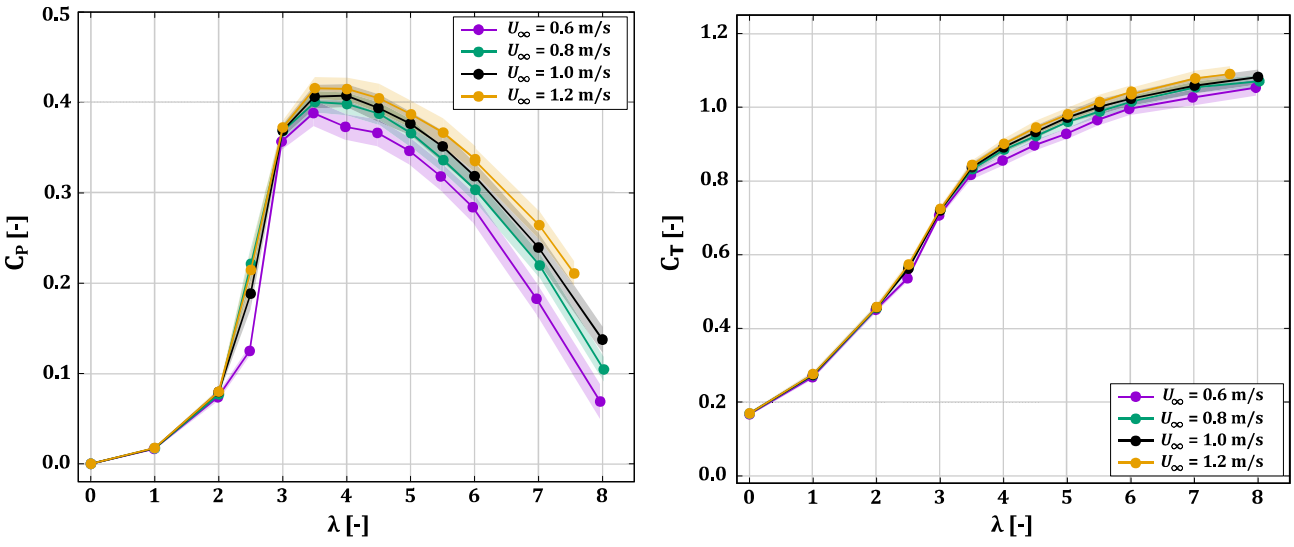
$$C_P = \frac{Q\Omega}{\frac{1}{2}\rho\pi R^2 U_\infty^3}, \tag{2.3}$$

Description	**Échelle réelle**	**Échelle maquette**	**Rapport**
Rayon R	7,25 m	0,362 m	1/20
Hauteur d'eau H	40 m	2 m	1/20
Vitesse du courant U_∞	4,5 m.s^{-1}	1,0 m.s^{-1}	$1/\sqrt{20}$
Rapport de vitesse en bout de pale λ	4,0	4,0	1
Vitesse de rotation Ω	24 tr/min	105 tr/min	$\sqrt{20}$
Nombre de Froude Fr	2,3 $\times 10^{-1}$	2,3 $\times 10^{-1}$	1
Nombre de Reynolds Re	32×10^6	$3{,}6 \times 10^5$	$1/(20\sqrt{20})$

TAB. 2.3 – Correspondances entre l'échelle réelle et l'échelle maquette (1/20ème) en respectant la similitude de Froude et le rapport de vitesse en bout de pale λ. Extrait de [15] et adapté.

$$C_T = \frac{T}{\frac{1}{2}\rho\pi R^2 U_\infty^2}, \tag{2.4}$$

avec Q le couple produit par la turbine et T la force de poussée exercée sur la turbine. La force de poussée est une force qui est colinéaire à l'axe de rotation de la turbine. L'IFREMER a mené de nombreux essais pour une gamme de valeurs de U_∞ et TI_∞. La Figure 2.5 présente les performances de l'hydrolienne pour TI_∞ = 1,5 %.



(a) (b)

FIG. 2.5 – Évolution de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ pour différentes vitesse amont U_∞, TI_∞ = 1,5 % [65].

La Figure 2.5 montre qu'une augmentation de la vitesse amont entraîne une hausse des coefficients C_P et C_T. Cela s'explique par la sensibilité des maquettes à échelle réduite à l'effet

de Reynolds [15].

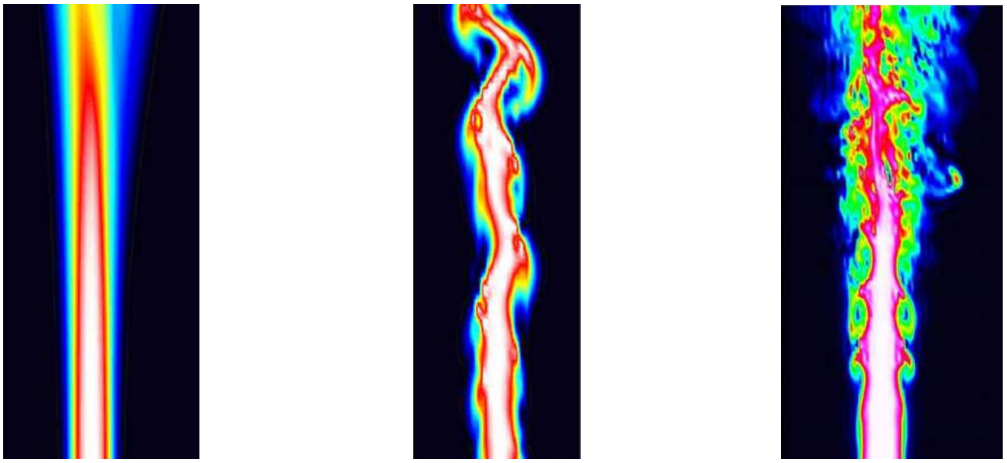
Cet effet de Reynolds, que l'on pourrait qualifier de global, car observable à partir des coefficients de performance de la turbine, s'explique par le comportement hydrodynamique des profils aux différentes sections des pales. En effet, en dessous de $Re = 10^6$, les performances de certains profils dépendent fortement du nombre de Reynolds [66]. Les études sur le profil NACA 63-418 [67] ou sur le profil $66_3 - 018$ [68] montrent qu'en plus du Reynolds, le niveau d'intensité turbulente dans l'écoulement amont et l'état de surface jouent un rôle prépondérant dans la transition de la couche limite et influent ainsi de manière importante sur les performances du profil. En effet, la déstabilisation d'une couche limite laminaire entraîne une transition plus précoce. La couche limite turbulente est ainsi plus étendue. Une couche limite turbulente a l'avantage de mieux résister à un gradient de pression adverse, retardant ainsi le phénomène de décollement, mais elle présente l'inconvénient d'augmenter la traînée de frottement.

L'effet de Reynolds peut entraîner une modification de la valeur optimale du rapport de vitesses λ_{opt} [69], défini comme la valeur de λ maximisant le coefficient de puissance C_P. L'effet de Reynolds peut également influencer la forme optimale d'une turbine [70], une géométrie optimale pour un certain nombre de Reynolds n'est pas nécessairement la plus performante pour un autre.

Dans la plage de fonctionnement de la maquette, ces effets ne sont pas négligeables et peuvent donc impacter les performances évaluées.

Dans le cadre de notre étude, il a été décidé d'évaluer les performances de la turbine via la méthode BEMT ainsi que par des calculs RANS stationnaires. En effet, de précédents travaux ont montré que les approches RANS et BEMT permettent d'obtenir de bonnes prédictions du coefficient de puissance C_P ainsi que du coefficient de poussée C_T [24, 25, 26, 27, 28], tout en conservant un coût de calcul significativement plus faible que les approches URANS ou LES (*Large Eddy Simulation*).

Avec une approche RANS, la totalité des structures turbulentes est modélisée ; par conséquent, seul l'écoulement moyen est accessible. D'autres approches de simulation en mécanique des fluides, offrant un degré de fidélité plus élevé, existent ; parmi celles-ci, on peut citer la méthode LES et la DNS (*Direct Numerical Simulation*). La modélisation RANS a l'avantage d'être peu coûteuse en termes de puissance de calcul en comparaison des méthodes dites LES et DNS. La méthode LES peut être considérée comme une méthode intermédiaire entre les approches RANS et DNS. Cette méthode simule les structures turbulentes de tailles importantes tandis que les structures les plus petites sont modélisées. Cette méthode est plus coûteuse en termes de calcul car elle nécessite des pas de temps ainsi qu'un maillage bien plus fin que dans le cas d'une simulation RANS. La DNS est une méthode avec laquelle l'ensemble des structures turbulentes est résolu. Cette méthode est encore plus coûteuse que la LES mais elle bénéficie d'une grande précision. La Figure 2.6 illustre le type de résultats de simulations que l'on peut obtenir à l'aide des différentes méthodes pour la simulation d'un jet turbulent.



(a) RANS (b) LES (c) DNS

FIG. 2.6 – Simulation d'un jet turbulent à l'aide des méthodes RANS (a), LES (b), DNS (c). Extrait de [71].

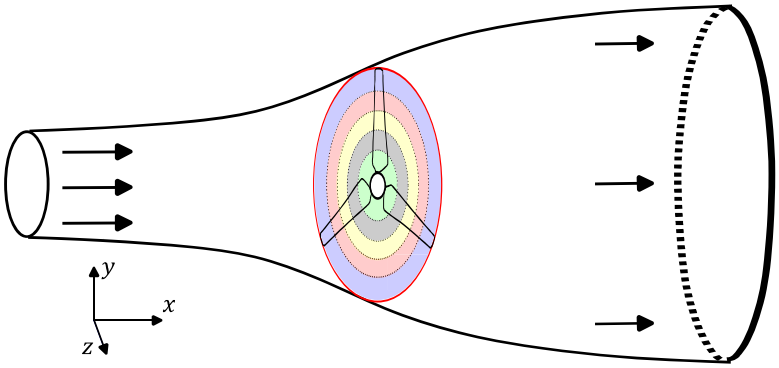


FIG. 2.7 – Tube de courant divisé en sections annulaires.

2.2 Méthode BEMT

Le cadre théorique ainsi que les équations de la BEMT sont décrits de manière précise dans la littérature [72, 73, 74, 75]. Les aspects clés de la méthode sont brièvement rappelés ci-dessous.

La BEMT combine la théorie des éléments de pale (*Blade Element Theory* (BET) en anglais) ainsi que la théorie de la quantité de mouvement (*Momentum Theory* (MT) en anglais). Le BEMT repose sur la division du tube de courant passant par le rotor en sections annulaires (Figure 2.7), ce qui conduit à une discrétisation radiale de la pale. L'approche MT considère la turbine comme un disque affectant l'écoulement dans les directions normale et tangentielle. L'approche BET, quant à elle, consiste à diviser la pale en plusieurs éléments ensuite analysés d'un point de vue 2D. Cette analyse 2D correspond au calcul de la portance et de la traînée des profils. Pour évaluer correctement les efforts, il faut connaître l'angle d'attaque vu par les profils. Pour calculer cet angle, il est nécessaire d'évaluer l'induction de la turbine, c'est-à-dire la modification du champ de vitesse résultant des efforts générés au niveau de la pale.

L'induction de la turbine est prise en compte à l'aide de deux facteurs : a, le facteur d'induc-

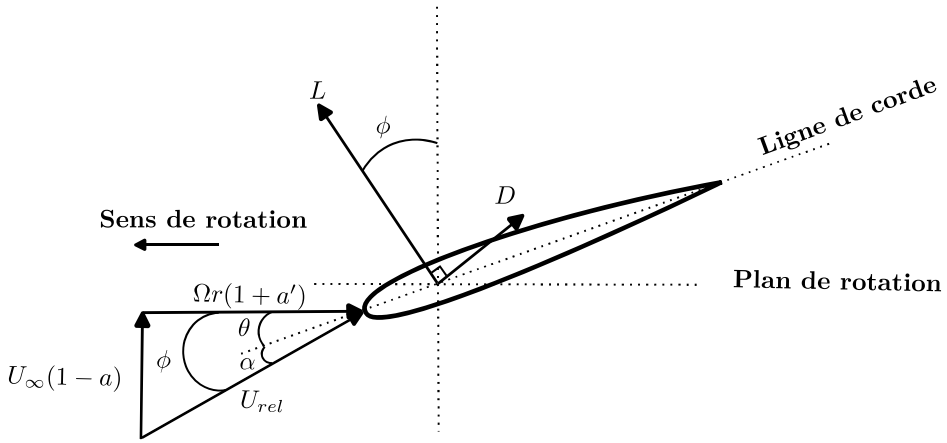


FIG. 2.8 – Orientation des forces et de l'écoulement pour un élément de pale.

tion axial, et a', le facteur d'induction tangentiel. Ces facteurs sont les inconnus du problème et doivent être fixés pour chacune des sections. La Figure 2.8 illustre une section de pale, où r désigne le rayon de la section, θ l'angle de calage, ϕ l'angle d'incidence du flux relatif, α l'angle d'attaque, L la force de portance, D la force de traînée, et U_{rel} la vitesse relative. À l'aide de relations trigonométriques de base, les relations suivantes peuvent être obtenues :

$$\begin{cases} \phi = \tan\left(\dfrac{U_\infty(1-a)}{\Omega r(1+a')}\right), \\ \alpha = \phi - \theta. \end{cases} \tag{2.5}$$

Sur chaque section annulaire, la MT est utilisée, ce qui correspond à l'application des lois de conservation de la quantité de mouvement, conduisant à des expressions pour la poussée et le couple produits par l'écoulement :

$$\begin{cases} dT = F\,\rho\,U_\infty^2\,4a(1-a)\pi r\,dr, \\ dQ = F\,4a'(1-a)\,\rho\,U_\infty\,\pi r^3\,\Omega\,dr, \end{cases} \tag{2.6}$$

où dT est la poussée produite pour une section, dQ est le couple produit pour une section, F est un facteur de correction tenant compte des pertes en bout de pale et/ou à l'emplanture de la pale, et dr est la largeur de la section. Dans la suite, le facteur de correction F est présenté plus en détail dans un paragraphe dédié.

Simultanément, la BET fournit un second jeu d'équations. En effet, comme illustré avec la Figure 2.8, chaque section de la pale peut être modélisée par un profil, les efforts peuvent donc être exprimés à l'aide des coefficients de portance et de traînée. C'est en projetant ces coefficients qu'est obtenu le second jeu d'équations :

$$\begin{cases} dT = B\dfrac{1}{2}\rho U_{rel}^2(C_L\cos\phi + C_D\sin\phi)\,c\,dr, \\ dQ = B\dfrac{1}{2}\rho U_{rel}^2(C_L\sin\phi - C_D\cos\phi)\,cr\,dr, \end{cases} \tag{2.7}$$

où B est le nombre de pales, c est la corde du profil et C_L et C_D sont respectivement les coefficients de portance et de traînée obtenus pour l'angle d'attaque α. En égalisant les expressions pour dQ et dT contenues dans 2.6 et 2.7 on peut obtenir l'expression suivante pour a et a' [75] :

$$\begin{cases} a = \dfrac{\Psi}{1+\Psi} \text{ avec } \Psi = \dfrac{Bc(C_L\cos\phi + C_D\sin\phi)}{8\pi r F \sin^2\phi}, \\ a' = (1-a)\dfrac{BcU_\infty(C_L\sin\phi - C_D\cos\phi)}{8\pi r^2 F\Omega \sin^2\phi}. \end{cases} \tag{2.8}$$

La BEMT aboutit à un système d'équations non linéaires, qui est résolu pour déterminer a et a', permettant d'obtenir la poussée et le couple pour chaque section. La poussée totale (T) et le couple total (Q) — nécessaires pour évaluer C_P et C_T — sont obtenus en additionnant les contributions de toutes les sections. Un algorithme du point fixe est utilisé pour résoudre le système et calculer les efforts sur une section. Il s'agit d'un algorithme itératif qui, à partir d'une valeur initiale a_0 pour a et a'_0 pour a', cherche à déterminer les véritables valeurs des facteurs d'induction. Le principe de l'algorithme est présenté ci-dessous.

Algorithme : Algorithme du point fixe pour le calcul des efforts sur une section.

Entrées : $A_0 = \begin{pmatrix} a_0 \\ a'_0 \end{pmatrix}$, N_{max} =300, $\varepsilon = 10^{-6}$, B, F, r, c, $\alpha \longmapsto C_L(\alpha)$, $\alpha \longmapsto C_D(\alpha)$, ρ, U_∞, θ

Fonction $\mathcal{F}(A)$ **:**

- ϕ et α obtenus à partir de $A = \begin{pmatrix} a \\ a' \end{pmatrix}$ via Eq. 2.5
- Évaluation de $\tilde{A} = \begin{pmatrix} \tilde{a} \\ \tilde{a'} \end{pmatrix}$ via Eq. 2.8 à partir de ϕ et α
- **Renvoie** $\tilde{A}$

$A_n = A_0$
Pour $n = 0$ **à** $N_{max} - 1$ **faire**
- $A_{n+1} = \mathcal{F}(A_n)$
- **si** $\|A_{n+1} - A_n\|_\infty < \varepsilon$ **alors**
  - **Sortie :** A_{n+1}
- $A_n = A_{n+1}$

Sortie : Retourner message erreur : "Problème de convergence"
Fin

Les polaires — c'est-à-dire l'évolution de C_L et C_D en fonction de l'angle d'attaque α — nécessaires pour les calculs BEMT sont générées à l'aide du logiciel XFOIL [76], puis extrapolées à l'aide de la méthode de Viterna [77]. Différents modèles de correction prenant en compte les pertes au niveau de l'emplanture et/ou de l'extrémité de la pale sont utilisés dans cette étude.

Le code BEMT ainsi que l'interface utilisée pour le calcul des polaires avec XFOIL ont été fournis par le LOMC [78]. Ce code a été adapté spécifiquement pour son intégration dans une routine d'optimisation.

Les paragraphes qui suivent portent sur le code XFOIL, la méthode de Viterna et les modèles de correction ; enfin, les deux derniers présentent respectivement une synthèse pour le lancement

des calculs BEMT et des exemples de calculs avec différents jeux de paramètres.

XFOIL : XFOIL est un code potentiel utilisant la méthode des panneaux [76]. Cette méthode se base sur une discrétisation du profil et de son sillage en une distribution de panneaux jointifs. Chaque panneau possède une distribution source (ς_1) et une autre dite tourbillonnaire (ς_2). L'écoulement 2D autour du profil est alors construit par la superposition de l'écoulement moyen et de celui induit par les distributions. L'intensité de ces distributions – l'évolution de ς_1 et de ς_2 – est l'inconnue du problème. Un système d'équations, construit à l'aide de la condition de Kutta pour le bord de fuite et de la condition de glissement le long de la paroi, permet de résoudre le problème. La condition de Kutta impose que les vitesses tangentielles au bord de fuite, pour l'intrados et l'extrados, soient égales [79].

Afin de prendre en compte les effets visqueux, une modélisation de la couche limite est implémentée dans XFOIL [80]. La localisation de la transition laminaire/turbulent pour un profil peut être imposée ou bien prédite par XFOIL. Dans le cas où elle est imposée, il suffit de renseigner la position sur le profil où doit être déclenchée la transition. Dans le cas où la transition est dite libre, le logiciel XFOIL prédit la localisation où se situe la transition. Le paramètre N_{crit} doit alors être défini. Ce paramètre correspond à une valeur seuil au-delà de laquelle les instabilités vont conduire à la transition de la couche limite [81]. Le paramètre N_{crit} peut être obtenu à l'aide de l'équation suivante [82] :

$$N_{crit} = 5 - 6{,}18 \log_{10}(TI), \tag{2.9}$$

où TI correspond à l'intensité turbulente. En réalité, le déclenchement de la transition laminaire/turbulent ne dépend pas uniquement de TI, mais peut également être influencé par d'autres facteurs tels que l'état de rugosité de la surface, les perturbations acoustiques [68], ou encore les types de structures turbulentes présentes dans l'écoulement [82].

Un paramètre supplémentaire, noté TE, sera utilisé dans la suite de l'étude. Il permet de contrôler si les profils utilisés pour le calcul des polaires présentent un bord de fuite tronqué ou non. En pratique, la turbine développée par l'IFREMER est construite à partir de profils NACA 63-418 tronqués. À partir du modèle 3D de la turbine, la troncature des profils a pu être estimée à 7 % de la corde. Ainsi, lorsque le paramètre catégoriel TE est activé, une troncature à 7 % de la corde est réalisée, conformément à la géométrie réelle de la pale.

Finalement, pour effectuer le calcul des polaires via XFOIL avec transition libre, il est nécessaire de fournir :

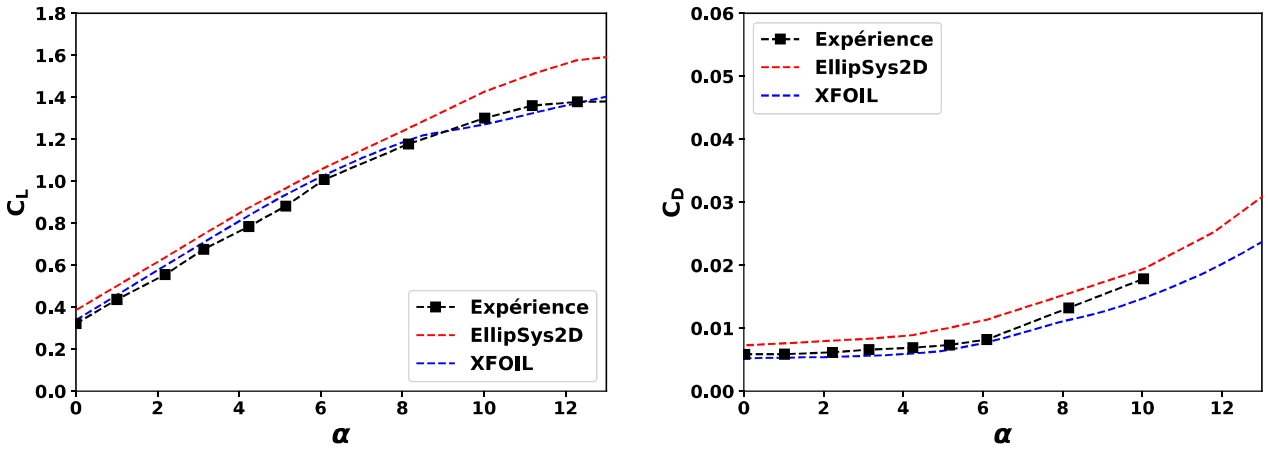
— La géométrie du profil.

— La valeur de TE.

— Le nombre de Reynolds.

— La valeur de TI (Eq. 2.9).

Dans cette étude, les polaires calculées avec XFOIL sont extrapolées au-delà de l'angle de décrochage α_s à l'aide de la méthode de Viterna [77].



(a) (b)

FIG. 2.9 – Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418 à $Re = 3{,}0\ 10^6$. Les courbes sont obtenues expérimentalement, ou numériquement à l'aide du logiciel XFOIL ou bien du code de calcul CFD EllipSys2D. Extrait de [83] et adapté. Les résultats obtenus via XFOIL présentés ici ne sont pas issus de [83] mais ont été générés avec la valeur $N_{crit} = 9$.

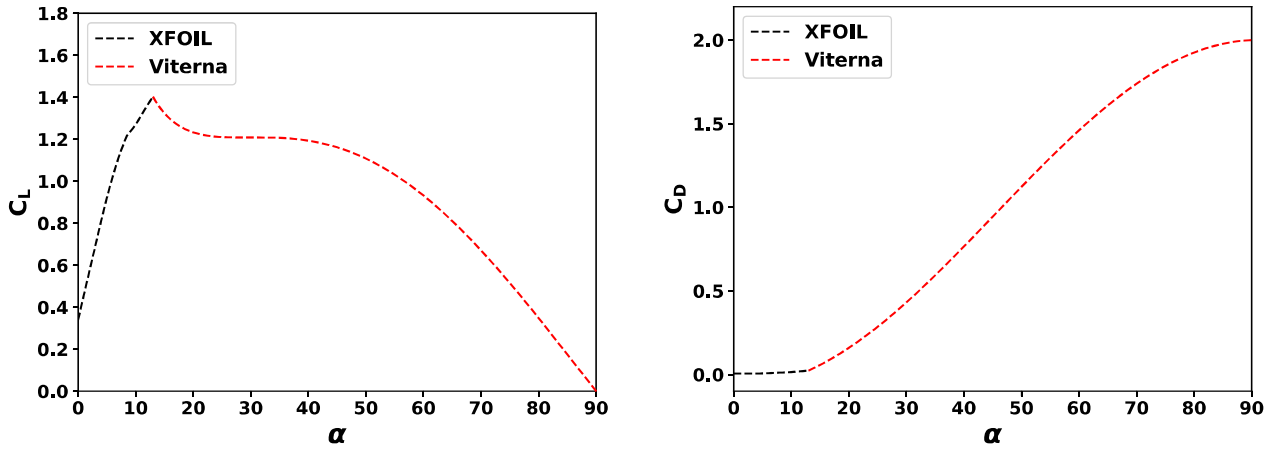
Extrapolation de Viterna : La méthode de Viterna est une approche empirique développée initialement pour améliorer la corrélation entre les performances mesurées des éoliennes et celles prédites par le BEMT, en particulier dans les conditions de post-décrochage [77].

Comme illustré par la Figure 2.9, on observe que le pic de portance maximal est atteint expérimentalement autour de $\alpha = 13°$ pour le profil NACA 63-418. Par conséquent, dans notre étude, l'angle de décrochage α_s sera fixé à 13°. La Figure 2.9 présente aussi une comparaison entre les polaires obtenues lors d'essais en soufflerie et celles issues de simulations numériques [83]. Les simulations ont été réalisées à l'aide de deux logiciels distincts : XFOIL, configuré avec $N_{crit} = 9$, et le code de calcul EllipSys2D [83]. EllipSys2D est un solveur CFD 2D incompressible. Pour les calculs présentés en Figure 2.9 il a été configuré avec le modèle de turbulence $k - \omega$ SST .

En pratique, lorsque l'angle d'attaque α est inférieur à α_s, les polaires sont obtenues via XFOIL. En revanche, pour $\alpha > \alpha_s$, les polaires sont déterminées par l'extrapolation de Viterna. Avec la méthode d'extrapolation de Viterna, le coefficient C_L, pour des valeurs d'angle d'attaque supérieures à α_s, est calculé de la manière suivante :

$$\begin{cases} C_L = A_1 \sin(2\alpha) + A_2 \dfrac{\cos^2\alpha}{\sin\alpha}, \\ A_1 = \dfrac{C_{Dmax}}{2}, \\ A_2 = (C_{Ls} - C_{Dmax} \sin\alpha_s \cos\alpha_s) \dfrac{\sin\alpha_s}{\cos^2\alpha_s}, \end{cases} \tag{2.10}$$

où $C_{Ls} = C_L(\alpha_s)$ et C_{Dmax} est la valeur maximale de la traînée que l'on peut obtenir pour un profil. Cette traînée maximale est atteinte lorsque le profil est perpendiculaire à l'écoulement. Sur la base des travaux de HOERNER [84] portant sur les plaques planes, $C_{D\max}$ a été estimé à



(a) (b)

FIG. 2.10 – Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α avec extrapolation de Viterna à partir d'un angle $\alpha_s = 13°$, pour le profil NACA 63-418 à $Re = 3{,}0\ 10^6$.

2,0. L'extrapolation du coefficient C_D, pour des valeurs d'angle d'attaque supérieures à α_s, est calculée de la manière suivante :

$$\begin{cases} C_D = B_1 \sin^2\alpha + B_2 \cos\alpha, \\ B_1 = C_{Dmax}, \\ B_2 = C_{Ds} - \dfrac{C_{Dmax} \sin^2\alpha_s}{\cos\alpha_s}, \end{cases} \tag{2.11}$$

où $C_{Ds} = C_D(\alpha_s)$. La Figure 2.10 illustre les polaires obtenues via une extrapolation de Viterna pour un angle $\alpha_s = 13°$.

Pour réaliser un calcul BEMT, en plus des polaires, il faut aussi renseigner le type de modèle de correction à utiliser.

Modèles de correction : Plusieurs modèles de correction permettant de prendre en compte les pertes au niveau de l'emplanture et/ou de l'extrémité de la pale [74] ont été développés afin d'améliorer la précision de la BEMT. Ces modèles visent à prendre en compte les tourbillons marginaux générés en bout de pale et/ou à l'emplanture. Il est important de modéliser l'impact de ces tourbillons car ils vont induire une modification du champ de vitesse perçu par l'hydrolienne [74]. La Figure 2.11 présente une visualisation du tourbillon marginal en bout de pale, à l'aide d'une isosurface pour le critère Q [85] fixée à 5,0 s^{-2}.

Ces modèles de correction sont utilisés pour améliorer les prédictions via une modification du facteur F dans Eq. 2.6. Le facteur de correction global F est donné par le produit :

$$F = F_{hub} \cdot F_{tip}, \tag{2.12}$$

où F_{tip} est le facteur de perte en bout de pale et F_{hub} le facteur de perte à l'emplanture. En l'absence de corrections pour les pertes en bout de pale ou à l'emplanture, on a respectivement

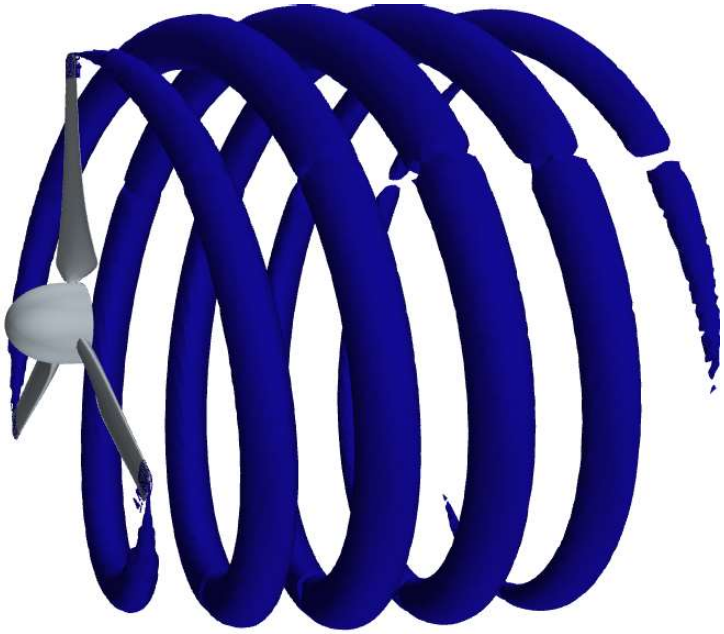


FIG. 2.11 – Simulation RANS réalisée au cours de la thèse, permettant de visualiser le tourbillon marginal en bout de pale à l'aide d'une isosurface de critère Q fixée à 5,0 s^{-2}.

$F_{tip} = 1$ et $F_{hub} = 1$. Concernant les pertes en bout de pale, les modèles de Glauert (Eq. 2.13) et de Prandtl (Eq. 2.14) ont été considérés [86] :

$$F_{Glauert} = \frac{2}{\pi}\arccos\left[\exp\left(-\frac{B}{2}\frac{R-r}{r\,\sin\phi}\right)\right], \tag{2.13}$$

$$F_{Prandtl} = \frac{2}{\pi}\arccos\left[\exp\left(-\frac{B}{2}(1-\frac{\lambda_r}{\lambda})\sqrt{1+\lambda^2}\right)\right], \tag{2.14}$$

$F_{Glauert}$ et $F_{Prandtl}$ désignent respectivement les facteurs de correction des pertes en bout de pale selon Glauert et Prandtl, et $\lambda_r = \dfrac{\lambda r}{R}$ est le rapport de vitesses local. Dans le cas des pertes au niveau de l'emplanture de la pale, le modèle AERODYN du NREL [74] est utilisé, le facteur de correction s'exprime alors de la manière suivante :

$$F_{NREL} = \frac{2}{\pi}\arccos\left[\exp\left(-\frac{B}{2}\frac{r-R_{hub}}{r\,\sin\phi}\right)\right]. \tag{2.15}$$

Un dernier paramètre, noté γ_θ, est utilisé pour l'approche BEMT. Il correspond à un décalage angulaire arbitraire appliqué à la distribution de l'angle de calage θ dans les calculs BEMT, dans le but d'améliorer la corrélation avec les données RANS (voir 4.1.3 pour plus de détails).

Les étapes pour réaliser un calcul BEMT : La Figure 2.12 illustre les étapes nécessaires pour une simulation BEMT et permet d'expliciter le couplage avec le code développé par le LOMC. Pour réaliser un calcul BEMT, une géométrie 3D est discrétisée pour obtenir les profils à différentes sections le long de l'envergure de la pale. Ces profils sont utilisés comme données

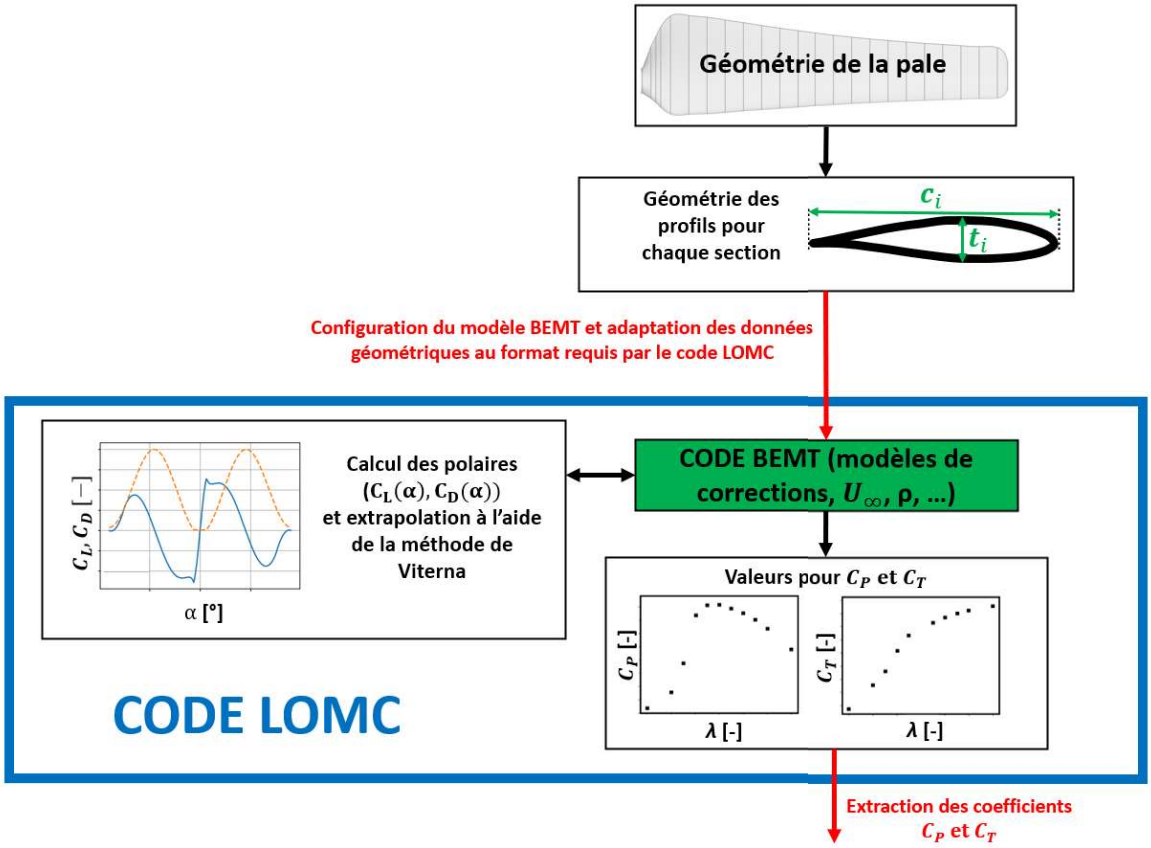


FIG. 2.12 – Schéma de principe des calculs BEMT et explicitation du couplage avec le code développé par le LOMC. Le code fourni par le LOMC, délimité par le rectangle bleu, permet d'évaluer les polaires et de réaliser les calculs BEMT. Les flèches en rouge correspondent aux données d'entrée envoyées vers le code, ainsi qu'aux sorties obtenues.

d'entrée pour le code BEMT. Pour chaque section, les polaires sont ensuite calculées par XFOIL et extrapolées via la méthode de Viterna. Le code de calcul BEMT prend ensuite en compte les conditions d'opération ainsi que les modèles de correction pour prédire les coefficients de performance (C_P et C_T) de l'hydrolienne.

Il est important de noter que plusieurs paramètres doivent être fixés pour effectuer un calcul BEMT :

— Le nombre de Reynolds Re pour calculer les polaires.
— Le taux de turbulence TI, permettant d'estimer N_{crit} (Eq. 2.9).
— La variable TE relative à la nature du bord de fuite.
— Le facteur de correction pour les pertes en bout de pale F_{tip}.
— Le facteur de correction pour les pertes au niveau de l'emplanture F_{hub}.
— La variable γ_θ qui correspond à un décalage angulaire arbitraire appliqué à la pale dans le but d'améliorer la corrélation avec les données RANS.

Tous ces paramètres devront être fixés dans l'étape dite de calibration (voir partie 4.1.3 pour plus de détails).

Courbes de performances pour différentes paramétrisation : Afin de visualiser l'impact de chacun des paramètres BEMT, des tests ont été effectués. Ces tests consistent à observer les polaires ou bien les courbes de performance en faisant varier un paramètre à la fois. Les valeurs de référence choisies pour les différents paramètres sont contenues dans le tableau ci-dessous. Cette paramétrisation correspond à la configuration optimale identifiée lors de l'étape de calibration (partie 4.1.3).

Re	**TI**	**TE**	$\mathbf{F_{tip}}$	$\mathbf{F_{hub}}$	$\boldsymbol{\gamma_\theta}$
$1{,}0 \times 10^5$	3,0	Tronqué	Sans correction	Sans correction	1,0

TAB. 2.4 – Configuration de référence pour le calcul des polaires et les simulations BEMT.

Les figures 2.13, 2.14 et 2.15 présentent respectivement des polaires obtenues pour différents types de bords de fuite, diverses valeurs d'intensité turbulente, ainsi que pour plusieurs nombres de Reynolds.

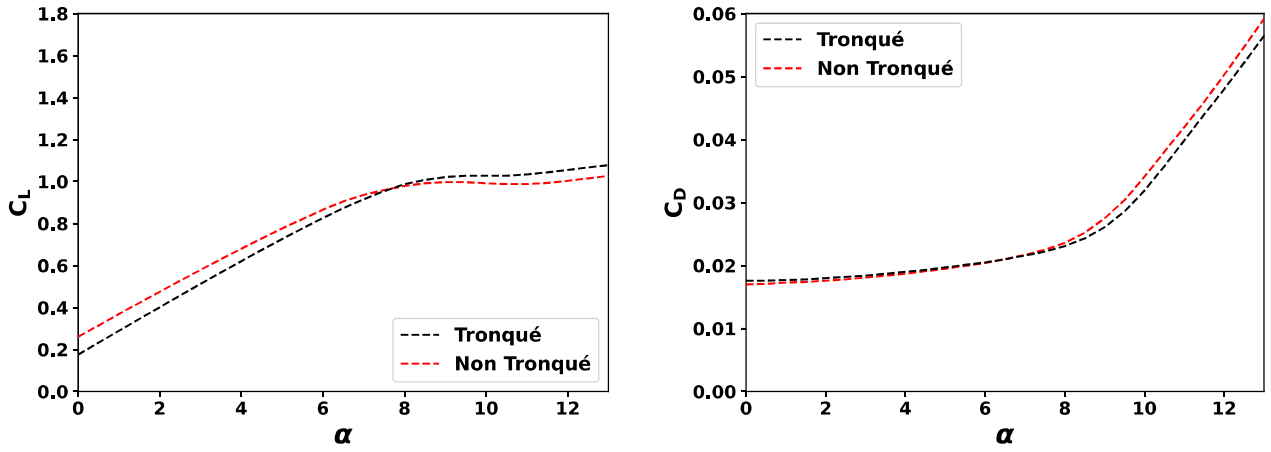
En l'absence de données expérimentales pour le profil NACA 63-418 sur la plage de valeurs testées, aucune comparaison directe avec les résultats issus de XFOIL n'a pu être réalisée. Ces courbes sont donc fournies à titre indicatif, afin d'illustrer la sensibilité des polaires aux paramètres d'entrée considérés.

Dans l'étude de MICHNA et al. [87], qui porte sur l'évolution des coefficients C_L et C_D pour un profil NACA 0018 dans une plage de Reynolds comprise entre 50 000 et 200 000, et pour des valeurs de TI allant de 0,01 % à 0,5 %, il a été observé que c'est le nombre de Reynolds, plus que le taux de turbulence, qui impacte les performances du profil. Cette observation, obtenue à l'aide de calculs CFD, va dans le sens de ce que l'on peut constater via les figures 2.14 et 2.15. Cependant, les résultats de l'étude [87] sont à considérer avec prudence, car ils ont été obtenus pour une configuration éloignée de celle qui nous intéresse.

Pour les polaires obtenues avec des profils à bord de fuite tronqué, une augmentation du coefficient de portance C_L pour des angles d'attaque supérieurs à 13° peut être observée (Figure 2.13), ainsi qu'une légère augmentation de la traînée minimale du profil (observée à incidence nulle). Ce comportement est cohérent avec les travaux de HOERNER et al. [88], qui rapportent une hausse de C_L pour les profils à bord de fuite tronqué, ainsi qu'une augmentation du coefficient minimal de traînée.

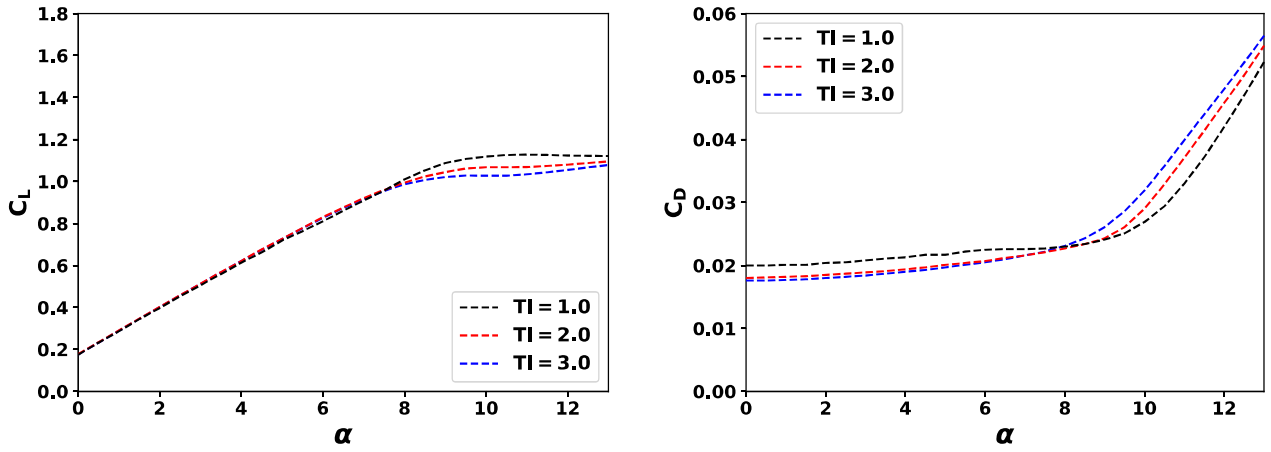
Les figures 2.16 et 2.17 présentent respectivement des courbes de performances obtenues pour différents modèles de correction, ainsi que pour différentes valeurs de γ_θ. Pour des valeurs élevées de λ, des problèmes de convergence sont survenus avec les différentes configurations BEMT ; par conséquent, certaines données à ces points de fonctionnement ne sont pas représentées. Le décalage vers le bas des courbes pour le coefficient C_T par rapport aux données expérimentales s'explique par le fait que, contrairement aux résultats expérimentaux — qui prennent en compte les efforts sur le moyeu et les pales —, les simulations BEMT ne considèrent que les efforts agissant sur les pales.

Comme l'illustre la Figure 2.16, l'ajout d'un modèle de correction a pour conséquence d'abaisser les efforts calculés, ce qui induit une réduction des coefficients de performance. Des tests plus détaillés sont fournis dans l'étude de BRANLARD [86].



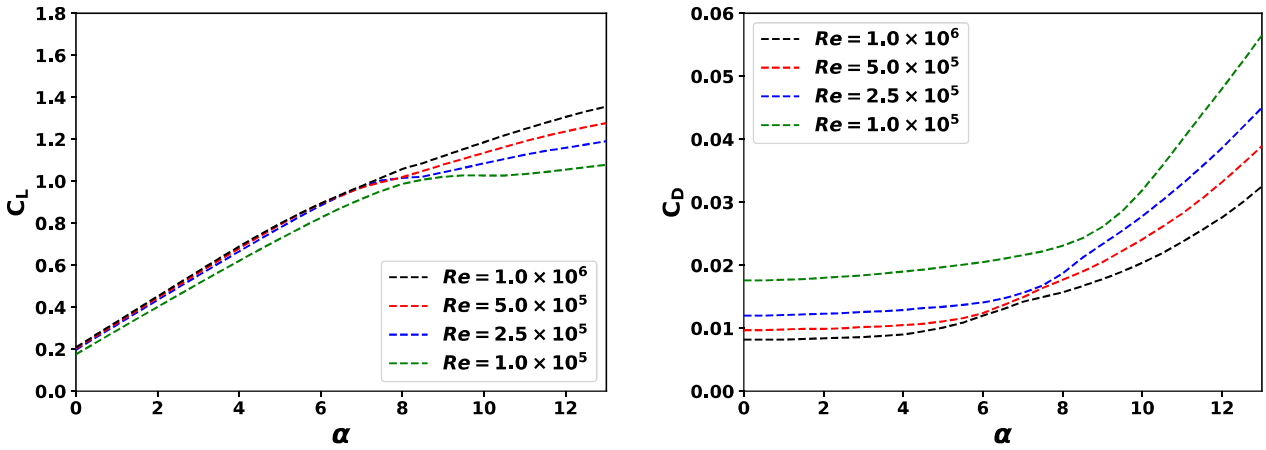
(a) (b)

FIG. 2.13 – Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différents types de bord de fuite.



(a) (b)

FIG. 2.14 – Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différentes valeurs de TI.



(a) (b)

FIG. 2.15 – Courbes de C_L (a) et C_D (b) en fonction de α pour le profil NACA 63-418. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4) et différentes valeurs de Re.

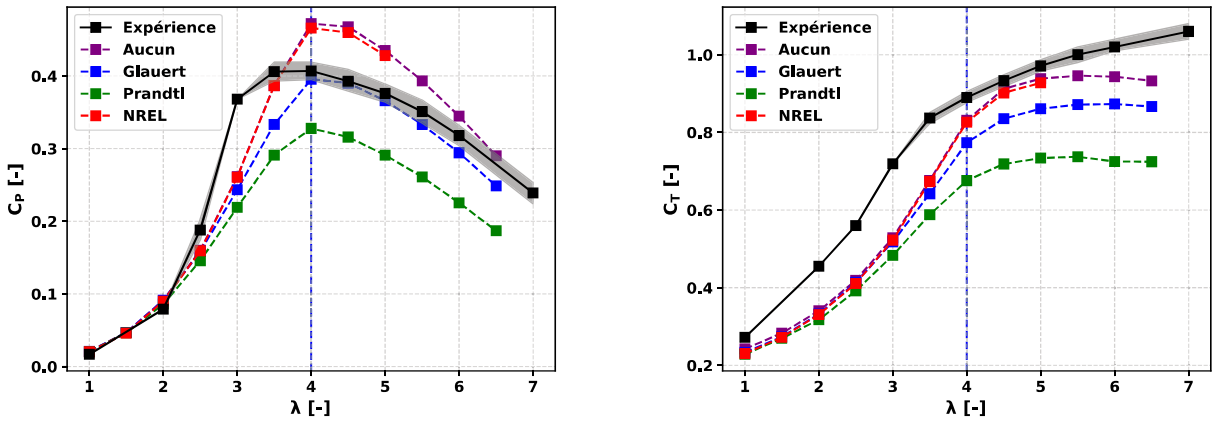
L'angle γ_θ peut être interprété comme une rotation complète de la pale. Il n'est donc pas surprenant d'observer une modification des performances de la turbine lorsque la valeur de γ_θ change. Cependant, contrairement à ce que l'on peut trouver dans la littérature [89], dans notre cas, une augmentation de γ_θ semble améliorer les performances, avec une hausse de C_P et une réduction de C_T. Ce résultat suggère qu'une amélioration potentielle de la pale pourrait être obtenue en réalisant une rotation complète de celle-ci. Cette observation sera confirmée par la suite (Section 4.2.1.2) lors de l'étape d'optimisation, qui converge vers une géométrie dont la répartition angulaire peut être interprétée, au premier ordre, comme un décalage vers le haut de la distribution des angles de calage.

2.3 Méthode RANS

Cette section se décompose en deux parties. La première partie présente les rappels théoriques nécessaires à la formulation des équations RANS. La seconde partie présente les résultats issus de la campagne de simulations, laquelle a permis d'identifier la configuration choisie pour la suite de l'étude.

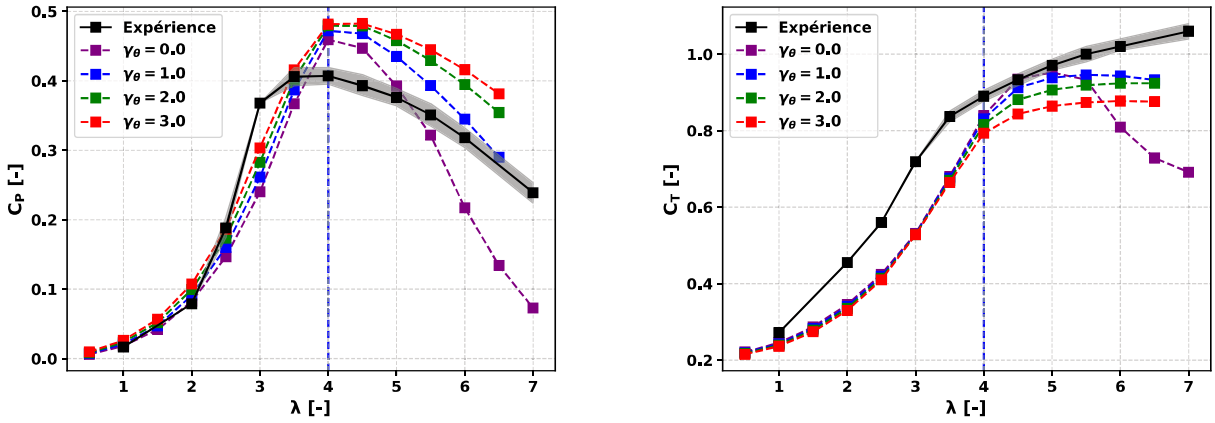
2.3.1 Rappels théoriques

Dans le cadre de notre étude, l'écoulement est considéré comme incompressible. De plus, nous considérons que l'hypothèse de milieu continu est valide. L'écoulement dans ce cas peut être modélisé par les équations de Navier-Stokes pour un fluide incompressible. Ces équations,



(a) (b)

FIG. 2.16 – Courbes de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4), ainsi que pour différents modèles de correction des pertes en bout de pale ou à l'emplanture. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$ (le point de fonctionnement de cette étude), et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales.



(a) (b)

FIG. 2.17 – Courbes de C_P (a) et C_T (b) en fonction de λ. Les courbes sont obtenues pour la configuration de référence (Tableau 2.4), ainsi que pour différentes valeurs de γ_θ. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$ (le point de fonctionnement de cette étude), et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales.

en prenant la convention d'Einstein, s'expriment :

$$\begin{cases} \dfrac{\partial U_i}{\partial x_i} = 0, \\ \dfrac{\partial U_i}{\partial t} + U_j \dfrac{\partial U_i}{\partial x_j} = -\dfrac{1}{\rho}\dfrac{\partial P}{\partial x_i} + \nu \dfrac{\partial^2 U_i}{\partial x_j \partial x_j}, \end{cases} \tag{2.16}$$

où U_i est la composante de la vitesse dans la direction x_i, P est la pression, ν est la viscosité cinématique du fluide.

Les équations RANS sont basées sur une décomposition des grandeurs physiques — vitesse (U_i), pression (P) — en un terme moyen et une fluctuation :

$$U_i = \overline{U_i} + U_i', \tag{2.17}$$

$$P = \overline{P} + P', \tag{2.18}$$

où la notation avec la barre horizontale correspond au terme moyen et le prime correspond au terme de fluctuation de moyenne nulle. Les équations RANS sont finalement obtenues en moyennant les équations de Navier-Stokes (Eq 2.16) :

$$\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_i} = 0, \tag{2.19}$$

$$\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial t} + \overline{U_j}\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho}\frac{\partial \overline{P}}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 \overline{U_i}}{\partial x_j^2} - \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j}, \tag{2.20}$$

le terme $\tau_{ij} = \overline{U_i' U_j'}$ est la composante ij du tenseur de Reynolds. Ce tenseur représente l'influence de la turbulence sur l'écoulement moyen. Ce tenseur est symétrique, il ajoute 6 inconnues au système d'équations. Au final, 4 équations sont disponibles pour 10 inconnues. Ce problème est donc ouvert ; l'objectif va être de modéliser le tenseur de Reynolds afin de fermer le problème.

Selon l'hypothèse de Boussinesq, le transfert de quantité de mouvement dû aux structures turbulentes peut être modélisé à l'aide d'une viscosité dite turbulente.

Les contraintes de Reynolds selon l'hypothèse de Boussinesq peuvent s'exprimer de la manière suivante :

$$-\rho \tau_{ij} = -\frac{2}{3}\rho k\, \delta_{ij} + 2\mu_t S_{ij}, \tag{2.21}$$

avec μ_t la viscosité turbulente dynamique, δ_{ij} le symbole de Kronecker, $k = \frac{1}{2}\overline{U_i' U_i'}$ l'énergie cinétique turbulente et $S_{ij} = \frac{1}{2}\left(\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{U_j}}{\partial x_i}\right)$ les composantes du tenseur des vitesses de déformation moyen. L'équation 2.20 peut alors s'exprimer de la manière suivante :

$$\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial t} + \overline{U_j}\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho}\frac{\partial \overline{P^*}}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 \overline{U_i}}{\partial x_j^2} + \frac{\partial}{\partial x_j}(2\nu_t S_{ij}), \tag{2.22}$$

avec $\nu_t = \frac{\mu_t}{\rho}$ la viscosité turbulente cinématique, et $\overline{P^*} = \overline{P} + \frac{2}{3}\rho k$. Pour fermer le système d'équations Eq. 2.19 et 2.22 il faut désormais arriver à déterminer ν_t. Plusieurs modèles de turbulence existent pour calculer l'évolution de la viscosité turbulente dans le temps et dans l'espace. Parmi les plus répandus, l'on peut citer le modèle de Spalart et Allmaras à une équation

de transport [90] et les modèles dits à deux équations comme par exemple le modèle $k-\epsilon$ [91], le modèle $k-\omega$ [92] ou bien le modèle $k-\omega$ SST [93].

Prenons l'exemple du cas du modèle de turbulence $k-\varepsilon$. Pour ce modèle, ν_t est défini de la manière suivante :

$$\nu_t = C_\mu \frac{k^2}{\varepsilon}, \tag{2.23}$$

avec C_μ une constante du modèle à définir et ε le taux de dissipation d'énergie cinétique turbulente. Le modèle $k-\varepsilon$ s'exprime à partir des équations suivantes :

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \overline{U}_j \frac{\partial k}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\nu + \frac{\nu_t}{\sigma_k}\right)\frac{\partial k}{\partial x_j}\right] + P_k - \varepsilon, \tag{2.24}$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial t} + \overline{U}_j \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\nu + \frac{\nu_t}{\sigma_\varepsilon}\right)\frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j}\right] + C_{\varepsilon 1}\frac{\varepsilon}{k}P_k - C_{\varepsilon 2}\frac{\varepsilon^2}{k}, \tag{2.25}$$

avec $P_k = 2\nu_t S_{ij} S_{ij}$, et σ_k, σ_ε, $C_{\varepsilon 1}$, $C_{\varepsilon 2}$ des constantes du modèle à définir. Avec ce jeu d'équations supplémentaires, la formulation RANS du problème peut être résolue.

2.3.2 Campagne de simulations

Cette partie décrit les différentes options de modélisation et configurations numériques retenues dans le cadre des simulations RANS. Ces choix concernent notamment : la définition des limites du domaine, la méthode de modélisation de la rotation de la turbine, l'activation d'une fonction de paroi, le modèle de turbulence, l'ajout d'un modèle de transition, ainsi que le type de maillage utilisé.

Les choix ont été effectués en fonction des ressources de calcul disponibles, de l'écart observé par rapport aux données expérimentales, des valeurs de résidu, ainsi que de la convergence des quantités d'intérêt C_P et C_T.

La configuration initiale utilisée pour les calculs CFD RANS est décrite dans la partie 2.3.2.1. Les résultats de plusieurs études de sensibilité, visant à évaluer l'impact de modifications de cette configuration sur les simulations, sont détaillés dans la partie 2.3.2.2. Ces études ont permis de définir la configuration finale choisie pour les calculs RANS ; un bilan est présenté dans la partie 2.3.2.3.

L'ensemble des simulations numériques , ainsi que la génération des maillages, ont été réalisés à l'aide du logiciel STAR-CCM+ [57] (version 17.02.007). Les conditions d'opération utilisées pour les calculs sont récapitulées dans le Tableau 2.2.

2.3.2.1 Une configuration de départ

Le modèle de turbulence $k-\omega$ SST [94] est largement utilisé dans les simulations d'hydroliennes à axe horizontal [19, 23, 24, 25, 95]. C'est pourquoi ce modèle a été retenu. Le modèle de turbulence k-ω SST a été initialement développé pour prédire les écoulements soumis à de forts gradients de pression adverse pouvant conduire à une séparation [94]. Le modèle k-ϵ offre de bonnes prédictions de l'écoulement lointain, mais il ne permet pas de reproduire correctement le comportement d'une couche limite turbulente jusqu'à la séparation [94]. Le modèle k-ω, quant à lui, présente de meilleures capacités que le k-ϵ dans les régions proches des parois

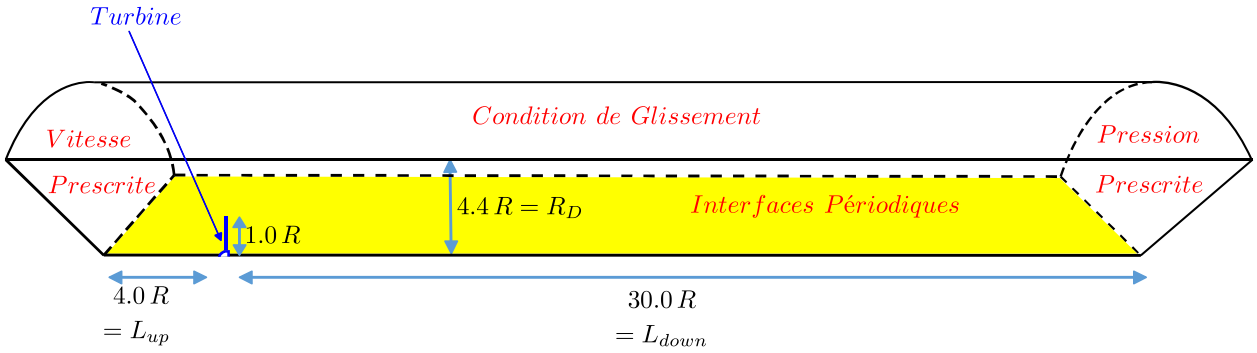


FIG. 2.18 – Domaine fluide et condition aux limites pour la configuration RANS initiale.

et permet de prédire correctement les écoulements soumis à des pressions adverses modérées [94]. Toutefois, il reste inadapté pour prédire les cas à fort gradient de pression adverse menant à une séparation. Par ailleurs, le modèle k-ω est connu pour sa sensibilité à la valeur du taux de dissipation ω dans l'écoulement libre [94]. Le modèle k-ω SST repose sur une limitation de la viscosité turbulente ainsi que sur l'introduction de fonctions de mélange, permettant de passer automatiquement du modèle k-ω au voisinage des parois au modèle k-ϵ dans les régions d'écoulement lointain [94].

La périodicité du problème a été exploitée afin de diviser par un facteur 3 le domaine fluide (Figure 2.18). Le domaine fluide, qui correspond à un tiers de cylindre, a un rayon R_D égal à 4,4 R. Cette taille de domaine a été choisie afin de reproduire le taux de blocage β_b observé dans le dispositif expérimental de l'IFREMER (voir partie 2.1.2.1 pour plus de détails sur β_b) :

$$\beta_b = \frac{\pi R^2}{W_{Tank} H_{Tank}} = \frac{\pi R^2}{\pi R_D^2} = 5{,}1\%. \tag{2.26}$$

La distance en amont de la turbine $L_{up} = 4{,}0\ R$ et la distance aval $L_{down} = 30{,}0\ R$. Les conditions aux limites sont les suivantes (Figure 2.18) : en amont une condition de vitesse prescrite (*velocity inlet* en anglais), en aval une condition de pression prescrite (*pressure outlet* en anglais), pour la partie supérieure du domaine une condition de glissement et pour les surfaces latérales une condition d'interfaces périodiques est imposée.

Pour évaluer les performances d'une géométrie de pale via une simulation RANS, plusieurs étapes sont nécessaires. Les principales sont illustrées dans la Figure 2.19.

Concernant le type de maillage, un maillage hexaédrique non structuré a été utilisé pour la configuration initiale. Ce type de maillage est réputé à la fois pour la précision des résultats qu'il permet d'obtenir et pour ça facilité de mise en œuvre. En effet, contrairement à un maillage structuré qui nécessite un certain travail amont ou bien des géométries assez simples, les maillages non structurés peuvent plus facilement être générés.

Les maillages pour les simulations ont été générés via le logiciel STAR-CCM+ [57]. Pour fixer les paramètres de maillage pour la couche limite, plusieurs calculs ont été réalisés. Ces simulations ont permis d'identifier les paramètres de maillage à appliquer pour obtenir une valeur de y^+ inférieure à 1 (Figure 2.20) sur l'ensemble de la pale.

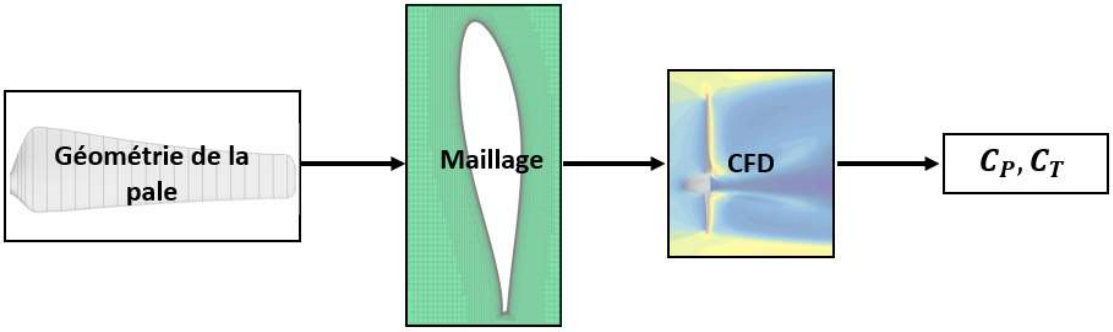


FIG. 2.19 – Enchaînemement des opérations dans le cas d'une simulation RANS.

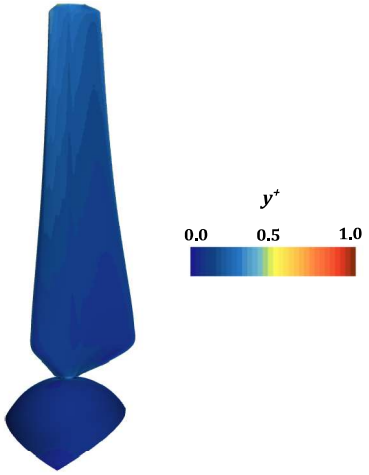


FIG. 2.20 – Valeur de y^+ tout au long de la pale.

L'épaisseur de la couche limite δ_c a été estimée via l'équation suivante :

$$\frac{\delta_c}{c} = \frac{0.16}{Re_c{}^{\frac{1}{7}}}, \tag{2.27}$$

où c correspond à la corde pour une section de la pale, et Re_c est le Reynolds calculé à partir de la corde. L'équation 2.27 est inspirée de l'équation présentée dans [96] formulée initialement pour l'évolution de la couche limite turbulente dans le cas d'un écoulement de type plaque plane.

Les paramètres du maillage sont les suivants : l'épaisseur de la première cellule proche paroi δ^1, le raffinement surfacique proche paroi γ_1, l'épaisseur de la couche limite prismatique δ_c, le nombre de couches prismatiques dans la couche limite N_1, le raffinement volumique en maillage pour le sillage de la turbine γ_s (voir Figure 2.21 pour visualiser la zone de raffinement) et la taille des éléments de maillage hors raffinement γ_g. Les valeurs numériques de ces différents paramètres sont données dans le tableau ci-dessous.

Le maillage contient au final un total de 10,6 millions d'éléments. La Figure 2.21 présente le maillage global dans le domaine fluide et la zone de raffinement, tandis que la Figure 2.22 illustre le maillage à proximité de la pale.

Type de maillage	δ^1 $[m]$	γ_1 $[m]$	N_1	δ_c $[m]$	γ_s $[m]$	γ_g $[m]$
Hexaédrique	$2{,}4 \times 10^{-6}$	$5{,}1 \times 10^{-4}$	30	$2{,}6 \times 10^{-3}$	$1{,}3 \times 10^{-2}$	$1{,}0 \times 10^{-1}$

TAB. 2.5 – Paramètres de maillage.

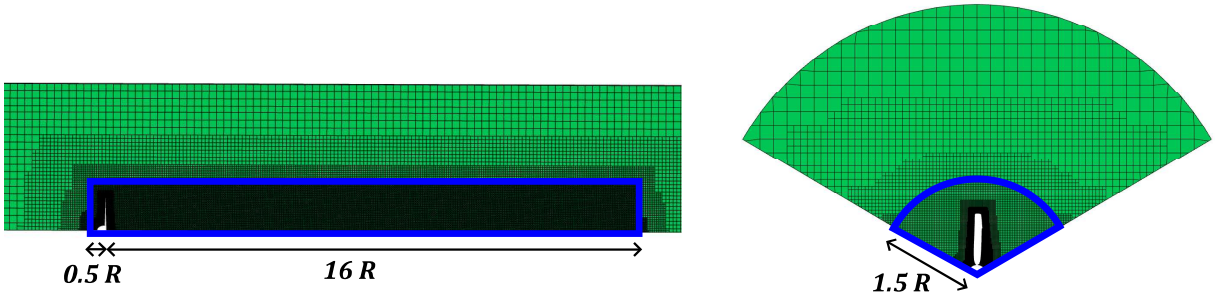


FIG. 2.21 – Maillage dans la section parallèle à l'écoulement (gauche) et dans le section perpendiculaire (droite), avec visualisation en bleu de la zone de raffinement de maillage pour le sillage.

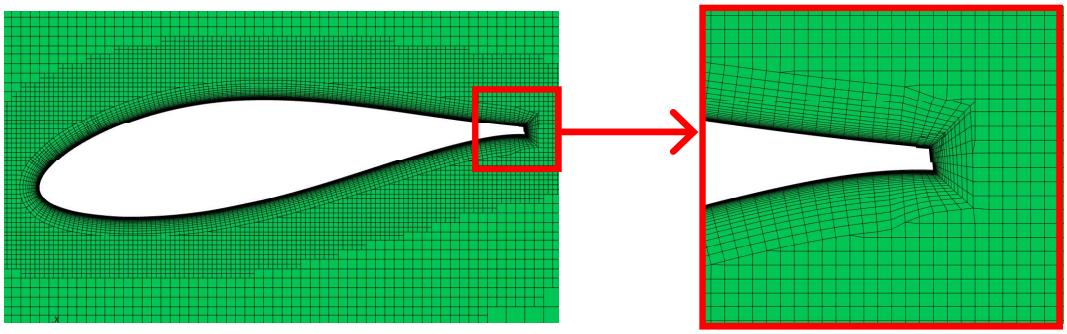


FIG. 2.22 – Maillage à proximité de la pale (gauche) et zoom au niveau du bord de fuite (droite).

L'écoulement étant incompressible, un solveur découplé (*Segregated* en anglais) a été sélectionné. Le schéma numérique spatial utilisé dans cette étude est d'ordre 2. La rotation de la turbine est prise en compte en se plaçant dans le référentiel de rotation (*Single Reference Frame (SRF) method*, en anglais). La configuration de référence décrite dans cette sous-section a servi de base pour évaluer l'effet d'un changement de modélisation. Les paramètres de cette configuration sont récapitulés dans le Tableau 2.6.

Solveur	**Type de maillage**	**Prise en compte de la rotation**	**Modèle de turbulence**
Découplé	Hexaédrique	Méthode SRF	$k-\omega$ SST

TAB. 2.6 – Paramètres calcul RANS initial.

La Figure 2.23 montre les courbes de convergence obtenues pour la force de poussée et le couple. Des oscillations de l'ordre de $\pm 0{,}35$ % peuvent être observées. La Figure 2.24 présente l'évolution des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations. Il peut être observé que les résidus tendent vers une valeur constante mais présentent des oscillations résiduelles qui ne montrent pas de tendance à l'atténuation. Les valeurs moyennes des quantités d'intérêt,

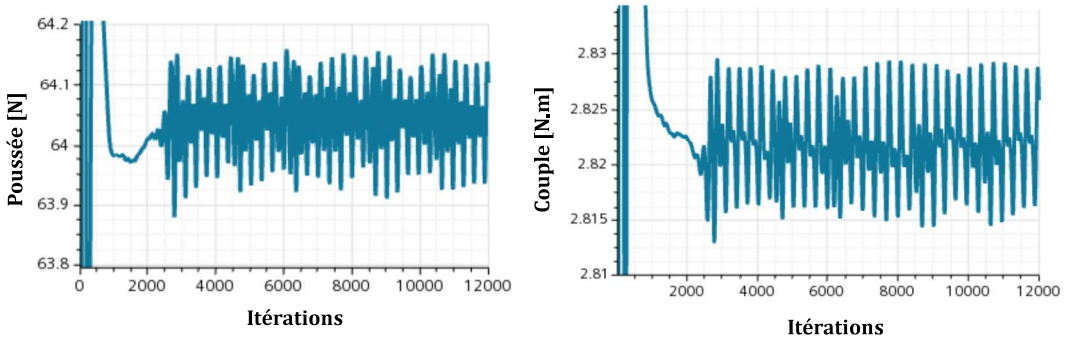


FIG. 2.23 – Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS initiale.

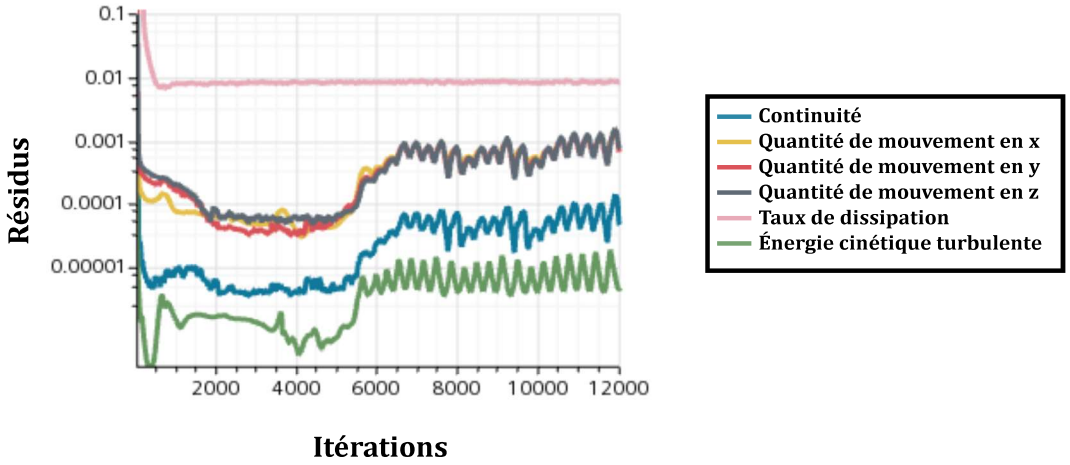


FIG. 2.24 – Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS initiale.

ainsi que leur écart avec les données expérimentales [65], sont regroupées dans le Tableau 2.7. Un écart important peut être constaté entre les données expérimentales et les résultats obtenus pour la configuration RANS initiale, avec une différence de 11,8 % pour C_P et de 5,0 % pour C_T. Face à ce constat, et aux oscillations significatives ($\pm 0,35$ %) observées pour cette même configuration, une étude de sensibilité a été menée.

C_P Expérimental [–]	C_P RANS[–]	Écart C_P (*en* %) [–]	C_T Expérimental [–]	C_T RANS [–]	Écart C_T (*en* %) [–]
0,407	0,455	11,8	0,890	0,934	4,9

TAB. 2.7 – Valeurs des quantités d'intérêt pour la configuration RANS initiale et comparaison avec les données expérimentales [65].

2.3.2.2 Étude de sensibilité

Dans cette sous-section est présentée la sensibilité des calculs RANS à un changement de configuration. Les modifications vont concerner : les limites du domaine fluide, l'ajout d'un

modèle de transition, la prise en compte d'une loi de paroi, le type de maillage ainsi que la méthode utilisée pour la rotation de la turbine.

Un changement de configuration est considéré comme bénéfique s'il permet : de réduire le coût de calcul, d'atténuer les oscillations des quantités d'intérêt, de diminuer l'écart entre les coefficients C_P et C_T simulés et ceux issus des mesures expérimentales, ou encore de réduire les résidus numériques.

Limites du domaine : Le but de cette étude est de voir l'impact d'un changement des dimensions du domaine fluide — R_D, L_{up}, L_{down} — sur les quantités d'intérêt C_P et C_T. Les conclusions sont les suivantes :

- Le fait de multiplier par 2 la distance en aval L_{down} n'a quasiment aucun effet sur les quantités d'intérêt, qui varient au maximum de 0,15 %.
- Le fait de multiplier par 2 le rayon R_D du domaine et donc de multiplier par un facteur 4 la section du domaine fluide entraîne une diminution de C_P et C_T de respectivement 3,6 % et 1,6 %. Il est peu surprenant qu'une modification de R_D modifie les performances de l'hydrolienne car R_D est directement relié au taux de blocage de la turbine.
- Le doublement de la distance amont L_{up} entraîne une diminution de C_P et C_T de 1,2 % et 0,5 % respectivement. L'écart avec les valeurs expérimentales est alors réduit passant de 11,8 % à 10,5 % pour C_P et de 5,0 % à 4,5 % pour C_T. Suite à cette observation la décision a été prise de tester avec une distance L_{up} multipliée par 4, on observe alors une variation de 0,1 % par rapport au cas précédent.

Sur la base de ces résultats, le choix a été fait de multiplier par 2 la distance amont L_{up} pour la configuration RANS finale.

Modèle de transition : Comme indiqué dans la sous-section 2.1.2.2, la prédiction de la transition de la couche limite est un enjeu important pour pouvoir évaluer les performances de l'hydrolienne. Les modèles de turbulence classique considèrent la couche limite comme entièrement turbulente et ne permettent donc pas d'identifier clairement la zone laminaire et, par conséquent, la zone de transition le long d'un profil [97, 98]. Des modèles ont été développés afin d'arriver à modéliser le phénomène de transition dans une simulation RANS. L'un des plus connus est le modèle $\gamma - Re_{\theta_T}$. Ce modèle ajoute 2 équations de transport supplémentaires par rapport au modèle $k-\omega$ SST standard et permet de modéliser la transition de la couche limite.

Une première équation concerne l'intermittence γ. γ permet de déclencher la transition en contrôlant le terme de production de l'énergie cinétique turbulente. Son évolution est décrite par l'équation de transport suivante :

$$\frac{\partial(\rho\gamma)}{\partial t} + U_j\frac{\partial(\rho\gamma)}{\partial x_j} = P_\gamma - E_\gamma + \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_f}\right)\frac{\partial\gamma}{\partial x_j}\right], \tag{2.28}$$

où P_γ est un terme de production, E_γ un terme de destruction, et σ_f une constante.

La seconde équation de transport concerne le Reynolds de transition noté $\tilde{Re}_{\theta_T}$, basé sur l'épaisseur de quantité de mouvement. Il est utilisé pour piloter l'évolution de γ. L'équation

associée est :

$$\frac{\partial(\rho\tilde{Re}_{\theta_T})}{\partial t} + U_j\frac{\partial(\rho\tilde{Re}_{\theta_T})}{\partial x_j} = P_{\theta_T} + \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\sigma_{\theta_T}(\mu+\mu_t)\frac{\partial\tilde{Re}_{\theta_T}}{\partial x_j}\right], \tag{2.29}$$

où P_{θ_T} est un terme source, et σ_{θ_T} est une constante du modèle. L'évolution de $\tilde{Re}_{\theta_T}$ conditionne l'activation de la production de γ, ce qui permet au modèle de capturer correctement le processus de transition.

Dans le cas de notre problème, le test avec le modèle $\gamma - Re_{\theta_T}$ s'est avéré infructueux, il ne sera donc pas retenu pour la configuration RANS finale. En effet, l'ajout de ce modèle a entraîné des problèmes de convergence des quantités d'intérêt, avec des oscillations pouvant atteindre 2 %.

Prise en compte d'une fonction de paroi : La présence d'un solide dans un fluide implique la création d'une couche limite. Une variation importante des grandeurs physiques s'opère au sein de cette couche, où de très forts gradients sont présents. Des similitudes peuvent être observées pour différents types d'écoulements au niveau de la couche limite, notamment concernant l'évolution du profil de vitesses. Ces similitudes sont regroupées sous l'appellation de loi de paroi (*law of the wall* en anglais). La loi de paroi pour la vitesse, présentée à l'aide de la Figure 2.25, fait apparaître la distance adimensionnée $y^+ = \frac{yu_\tau}{\nu}$ et la vitesse adimensionnée $u^+ = \frac{u}{u_\tau}$, où y est la distance normale à la paroi, u est la vitesse, $u_\tau = \sqrt{\tau_w/\rho}$ est la vitesse de frottement, avec τ_w le cisaillement pariétal. La couche limite turbulente peut être décomposée comme suit (Fig. 2.25) :

- Pour $0 < y^+ < 5$, la sous-couche visqueuse, où les effets visqueux sont dominants et la vitesse adimensionnée u^+ est linéaire par rapport à y^+.
- Pour $5 < y^+ < 30$, la zone tampon, où l'évolution de la vitesse dépend du type d'écoulement.
- Pour $30 < y^+ < 200$ la région logarithmique, où la vitesse u^+ suit une loi logarithmique par rapport à y^+.

Le modèle de turbulence k–ω SST est un modèle dit bas Reynolds, car il nécessite une discrétisation fine proche des parois. La première maille à proximité du solide doit être placée de manière à ce que $y^+ < 1$. Cela engendre un coût en maillage important, ainsi que la création de cellules avec un rapport d'aspect élevé.

L'approche par fonction de paroi (*wall function* en anglais) permet, au lieu de simuler directement l'écoulement très proche des parois, de le modéliser à l'aide des lois de paroi [99]. La première maille peut ainsi être placée dans la région logarithmique, ce qui permet de réduire le nombre de cellules, d'améliorer la stabilité numérique et d'accélérer la convergence. Toutefois, cette approche est peu adaptée dans le cas de forts gradients de pression adverse et prédit difficilement les décollements.

Malgré les limitations de l'approche par fonction de paroi, des tests ont été menés. La Figure 2.26 présente la valeur de y^+ tout au long de la pale ainsi que le maillage obtenu pour le cas test utilisant une fonction de paroi. Dans la Figure 2.26a, seules les cellules proches paroi ayant

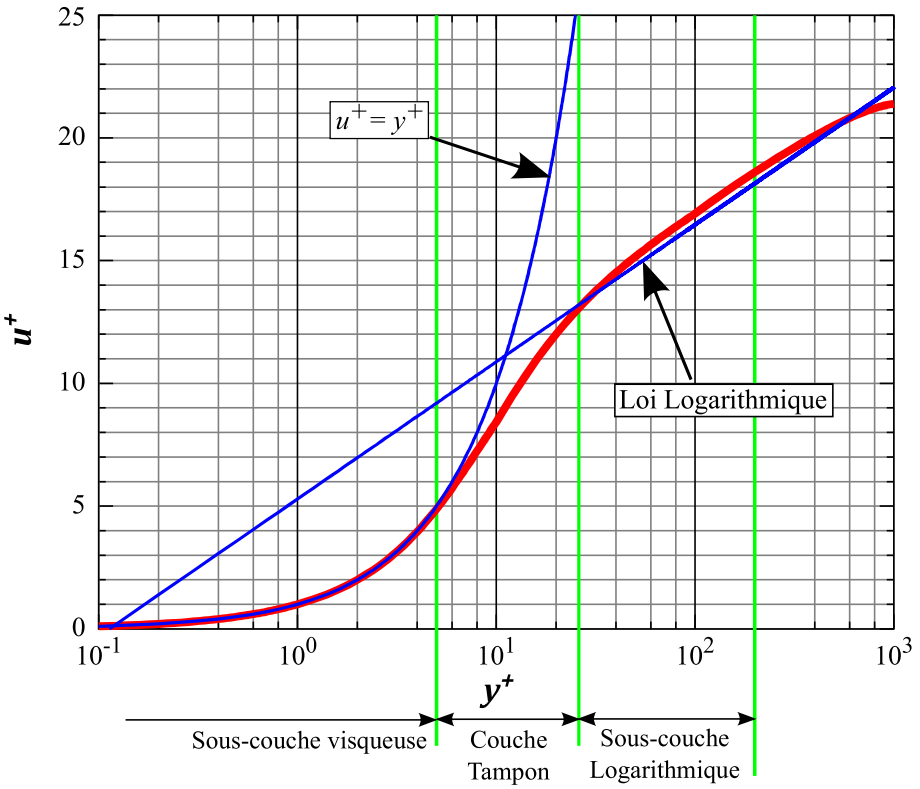


FIG. 2.25 – Loi de parois, la courbe en rouge représente l'évolution de la vitesse adimensionnée u^+ en fonction de y^+. Extrait et traduit de [100].

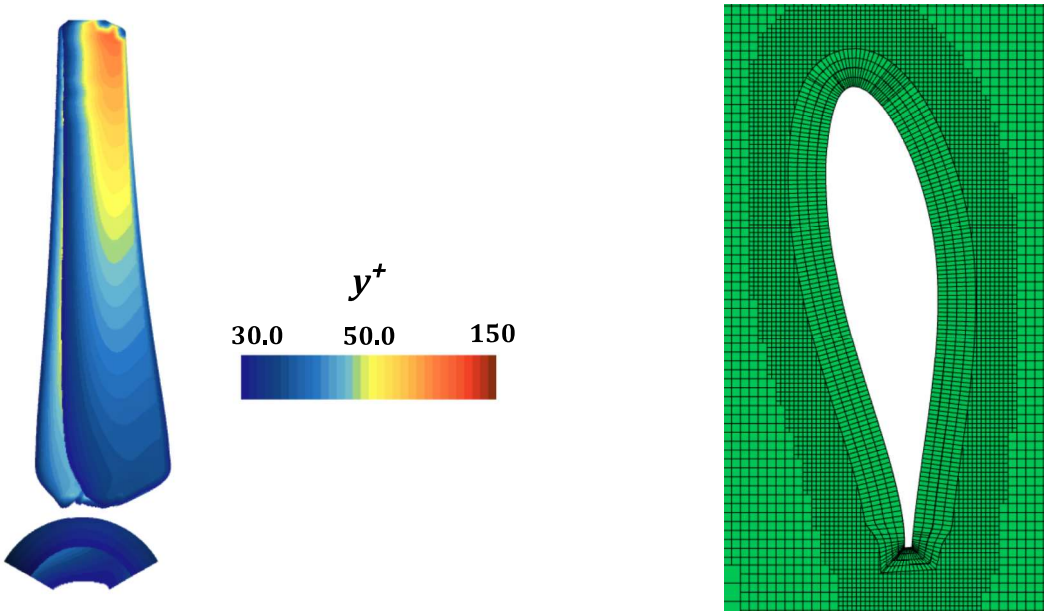
une valeur de y^+ supérieure à 30 sont rendues visibles. On peut voir que certaines cellules ne sont pas affichées, ce qui indique que la valeur de y^+ est inférieure à 30. On peut remarquer à l'aide de la visualisation du maillage (Figure 2.26b) que les cellules sont fortement étirées dans la direction normale à la paroi. Pour satisfaire la contrainte $y^+ > 30$, il serait nécessaire d'augmenter encore l'épaisseur de la première cellule. Il est toutefois important de noter que, pour ce test, l'épaisseur de la couche limite prismatique a déjà été doublée par rapport au calcul de référence. Si l'on revenait à l'épaisseur initiale de la couche limite tout en augmentant la taille de la première maille, il n'y aurait alors plus qu'une seule cellule pour représenter l'ensemble de la couche limite, ce qui semble peu pertinent.

Le seul effet positif observé avec l'utilisation d'une fonction de paroi concerne la diminution du nombre de mailles qui passe de 10,6 à 6,6 millions.

Pour ce qui est des quantités d'intérêt, des oscillations importantes ont été constatées, allant jusqu'à 1 % de la valeur moyenne. De plus, un écart plus important avec les données expérimentales a été constaté, passant à 13,7 % pour C_P et à 6,3 % pour C_T.

Suite à ces observations, le choix a été fait de ne pas utiliser de fonction de paroi pour la configuration finale.

Prise en compte de la rotation du domaine fluide : Une turbine est un dispositif en rotation dans un écoulement. Pour prendre en compte cette rotation, une première approche consiste à effectuer un calcul instationnaire dans lequel la turbine tourne à une vitesse imposée ; le maillage



(a) (b)

FIG. 2.26 – Valeur de y^+ tout au long de la pale (a) et maillage à proximité de la pale (b).

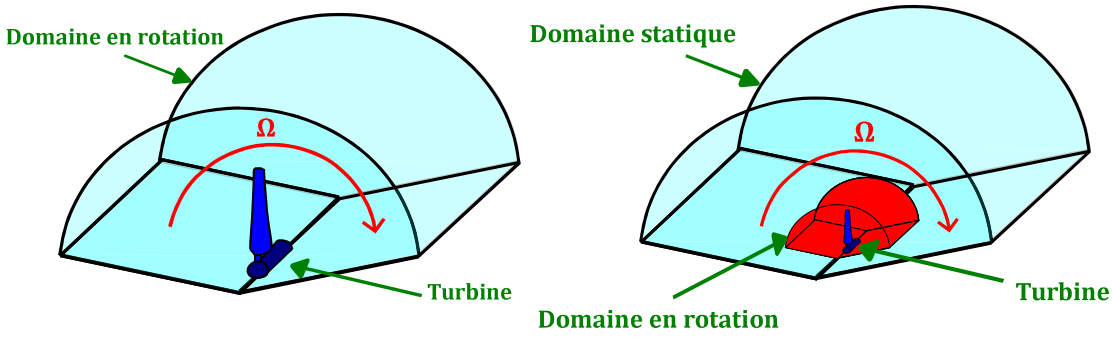
est alors mis à jour à chaque pas de temps, ce qui conduit à un coût de calcul important. Une alternative consiste à adopter une approche stationnaire en formulant le problème dans un référentiel en rotation (celui du rotor), ce qui fait apparaître des forces fictives dans les équations de Navier–Stokes mais permet de réduire considérablement le coût de calcul. Deux méthodes permettent alors de traiter le problème en stationnaire : la première repose sur un unique référentiel en rotation (*Single Reference Frame (SRF)* en anglais), tandis que la seconde s'appuie sur plusieurs référentiels (*Multiple Reference Frame (MRF)* en anglais).

Avec la méthode SRF, l'ensemble du domaine fluide est considéré en rotation : toutes les équations sont formulées dans un référentiel tournant unique. Cette méthode est adaptée dans les cas où le système complet est en rotation, ou lorsque l'on cherche à modéliser uniquement le rotor, sans tenir compte des parties fixes telles que la nacelle ou le support. Les équations de Navier et Stokes exprimées dans un référentiel tournant sont :

$$\begin{cases} \dfrac{\partial W_i}{\partial x_i} = 0, \\ \dfrac{\partial W_i}{\partial t} + W_j \dfrac{\partial W_i}{\partial x_j} = -\dfrac{1}{\rho}\dfrac{\partial P}{\partial x_i} + \nu \dfrac{\partial^2 W_i}{\partial x_j \partial x_j} - 2\,\epsilon_{ijk}\Omega_j W_k - \epsilon_{ijk}\epsilon_{klm}\Omega_j\Omega_l(OA)_m, \end{cases} \tag{2.30}$$

où W_i est la i ème composante de la vitesse exprimée dans le repère en rotation, O est le centre de rotation, A est la localisation du point considéré, Ω_j est la composante j du vecteur de rotation et ϵ_{ijk} est le symbole de Levi-Civita. Le terme source $-2\,\epsilon_{ijk}\Omega_j W_k$ représente l'accélération de Coriolis et $-\epsilon_{ijk}\epsilon_{klm}\Omega_j\Omega_l(OA)_m$ représente la force d'entraînement.

La méthode MRF utilise des référentiels distincts pour résoudre les équations de Navier-



(a) SRF. (b) MRF.

FIG. 2.27 – Schéma explicatif des méthodes MRF et SRF.

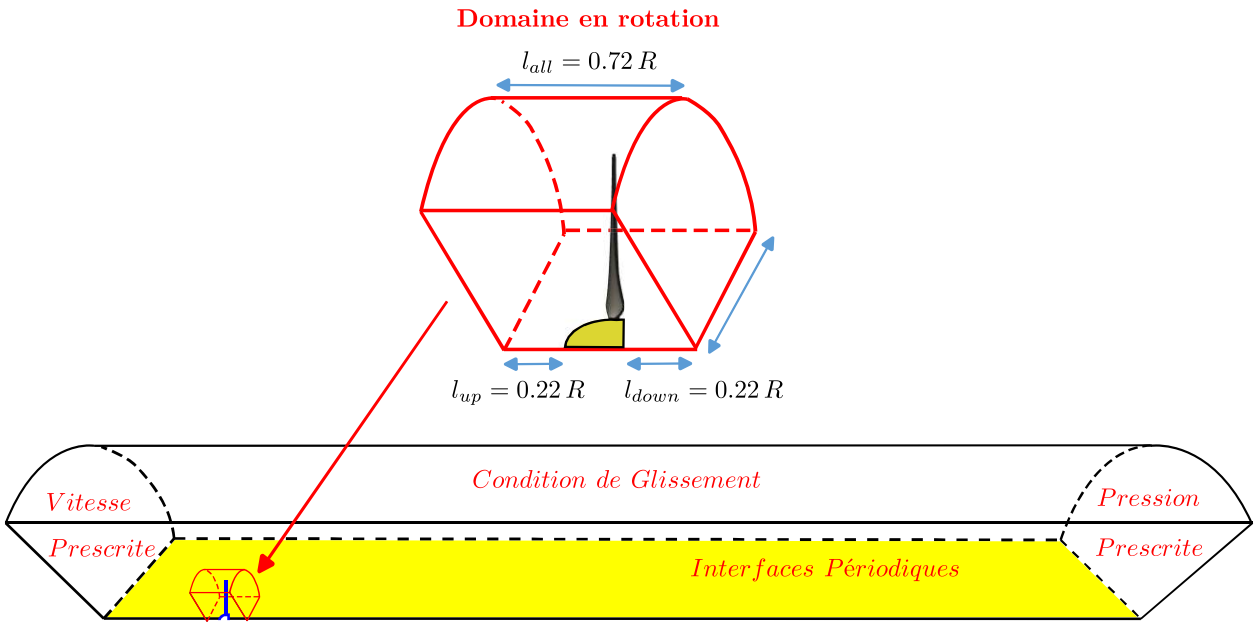


FIG. 2.28 – Schéma représentant le domaine en rotation via la méthode MRF.

Stokes dans l'ensemble du domaine fluide [101]. Le domaine fluide est découpé en zones : typiquement, une zone où les équations sont formulées dans un référentiel galiléen (parties fixes) et une zone où elles sont formulées dans un référentiel en rotation (autour du rotor). Les deux zones restent couplées via des conditions d'interface assurant la continuité des vitesses [42].

Les méthodes SRF et MRF sont utilisées dans la littérature pour l'étude d'hydroliennes [24, 95] et sont illustrées à l'aide de la Figure 2.27. La figure 2.28 présente la position du domaine en rotation pour la méthode MRF appliquée à la simulation de l'hydrolienne.

Le test utilisant la méthode MRF a permis de diviser les résidus d'un facteur 10. De plus, la méthode MRF a permis de réduire l'écart des quantités d'intérêt avec les données expérimentales en passant pour C_P d'un écart de 11,8 % à 6,4 % et en passant pour C_T d'un écart de 5,0 % à 1,8 %. La méthode MRF est utilisée dans la configuration RANS finale.

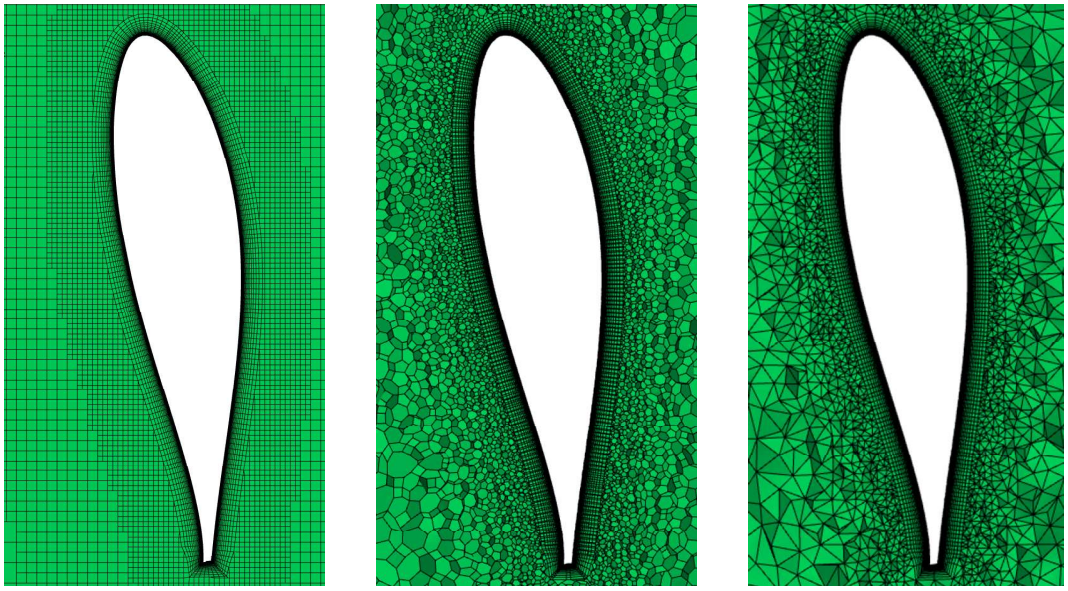


FIG. 2.29 – Maillages hexaédrique (gauche), polyédrique (milieu) et tétraédrique (droite) à proximité de la pale.

Choix du type de maillage : STAR-CCM+ permet de réaliser des maillages hexaédriques, tétraédriques et polyédriques. Ces 3 types de maillages sont utilisés dans la littérature pour la simulation d'hydroliennes [23, 24, 102]. Des simulations ont donc été réalisées afin de les tester, la Figure 2.29 illustre les maillages que l'on peut obtenir.

Les conclusions que l'on peut tirer de cette étude sont :

— Les maillages de type hexaédrique permettent d'obtenir des résultats satisfaisants ; cependant plusieurs centaines de cellules peuvent être considérées comme problématiques car elles présentent un score de qualité de chevron (*chevron quality* en anglais) supérieur à 0,5 [57].

— Les maillages de type tétraédrique souffrent d'un problème de répétabilité. Autrement dit, deux maillages quasi identiques peuvent générer des résultats complètements différents avec des variations qui sont de l'ordre de 5 % pour les quantités d'intérêts.

— Les maillages polyédrique permettent d'obtenir des résultats identiques à ceux obtenues à l'aide des maillages hexaédrique. Ils ont de plus l'avantage de réduire le nombre total de mailles de 30 % et de réduire le nombre de cellules problématiques en terme de qualité de chevron de quelques centaines à quelques dizaines.

Suite à ces observations, le type de maillage retenu pour la configuration RANS finale est le maillage polyédrique.

2.3.2.3 Bilan

Les études menées dans la sous-section précédente ont permis de définir quelle configuration choisir pour les calculs RANS. Suite aux conclusions obtenues, il a été décidé de modifier certains paramètres par rapport à la configuration initiale :

— La distance amont L_{up} a été doublé, passant de 4,0 R à 8,0 R.

— La rotation du domaine fluide est prise en compte à l'aide de la méthode MRF.

— Un maillage polyédrique a été sélectionné.

En complément, il faut ajouter que la décision a été prise d'ajouter un raffinement surfacique proche paroi $\gamma_2 = 1{,}0 \times 10^{-4}$ m au niveau du bord de fuite. Cette modification du maillage n'a pas eu d'influence sur les résultats obtenus. Elle a été décidée après avoir constaté que le mailleur rencontrait parfois des difficultés à générer correctement cette zone. De plus, quelques tests supplémentaires, non mentionnés précédemment, ont été menés :

— La distance amont ou aval, ainsi que le rayon de la zone de raffinement en maillage, ont été modifiés afin d'évaluer l'influence que ces paramètres pouvaient avoir sur la simulation. Ces modifications n'ont eu aucun impact sur les résultats ; la zone de raffinement a donc été conservée identique à celle utilisée dans le calcul initial (Figure 2.21).

— Un test a été effectué pour une valeur de δ_c deux fois plus importante, cela a eu pour effet d'augmenter de 15 % le nombre de mailles sans pour autant changer la valeur des quantités d'intérêt ou bien les résidus. Suite à ces observations, la valeur initialement choisie $\delta_c = 2{,}6 \times 10^{-3}$ m a été conservée.

— Des essais ont été menés avec un solveur couplé (*coupled* en anglais) et des résultats identiques ont été obtenus. Cependant, un plus grand nombre d'itérations a été nécessaire pour converger et le temps moyen d'une itération est multiplié par un facteur de 2,2 par rapport au solveur découplé. C'est pour cette raison que le solveur découplé a été conservé.

STAR-CCM+ offre la possibilité de paralléliser le processus de génération du maillage. La configuration RANS finale contient 9,4 millions d'éléments. Avec 40 processeurs, le temps de calcul total — incluant à la fois le maillage et la simulation — est d'environ 3 heures pour 4000 itérations. La machine sur laquelle ont été effectués les calculs est équipée de 2 processeurs Intel(R) Xeon(R) Gold 6252, totalisant 48 cœurs.

La Figure 2.30 présente les courbes de convergence obtenues pour les quantités d'intérêts, on peut voir que le calcul converge plus rapidement que pour la configuration initiale (Figure 2.23). En effet, pour la configuration initiale, il faut attendre 4000 voire 6000 itérations pour s'assurer d'avoir convergé alors que pour la configuration finale, 3000 itérations sont suffisantes. De plus, les oscillations autour des quantités d'intérêt sont bien plus faibles, on passe d'oscillations de l'ordre de ±0,35 % à seulement ±0,12 %.

La Figure 2.31 montre l'évolution des résidus non normalisés pour la configuration finale. En comparant les Figures 2.24 et 2.31 on peut voir que les résidus sont globalement divisés par un facteur 10 et que leurs fluctuations sont bien plus faibles. Pour la configuration finale, les valeurs moyennes des quantités d'intérêt, ainsi que leur écart avec les données expérimentales [65], sont regroupées dans le Tableau 2.8. Les écarts observés sont bien moins importants que ceux obtenus avec la configuration initiale : on passe de 11,8 % à 2,0 % pour C_P et de 4,9 % à 0,2 % pour C_T.

Une comparaison des valeurs de C_P et C_T en fonction de λ, entre les données expérimentales et les simulations RANS, est présentée dans la Figure 2.32. Les résultats des simulations RANS pour $\lambda < 2{,}5$ ne sont pas présentés en raison de problèmes de convergence. Plus précisément,

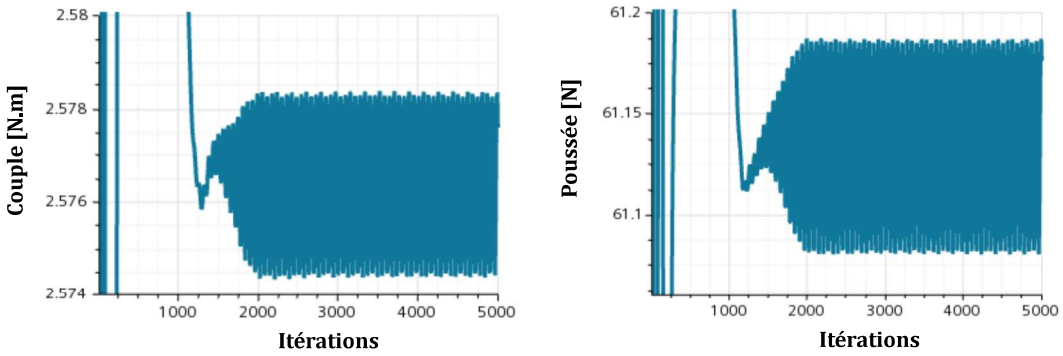


FIG. 2.30 – Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS finale.

C_P Expérimental [–]	C_P RANS[–]	Écart C_P (*en* %) [–]	C_T Expérimental [–]	C_T RANS [–]	Écart C_T (*en* %) [–]
0,407	0,415	2,0	0,890	0,892	0,2

TAB. 2.8 – Valeurs des quantités d'intérêt pour la configuration RANS finale et comparaison avec les données expérimentales [65].

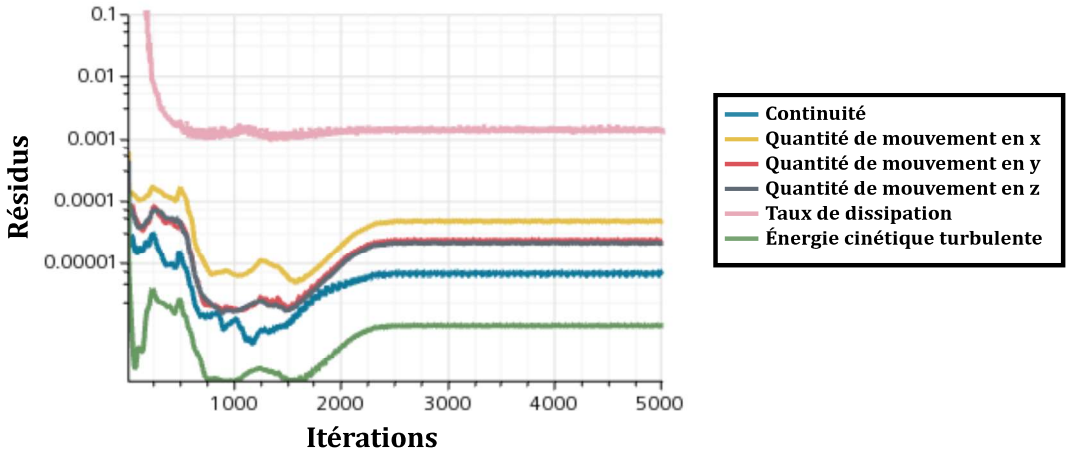


FIG. 2.31 – Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS finale.

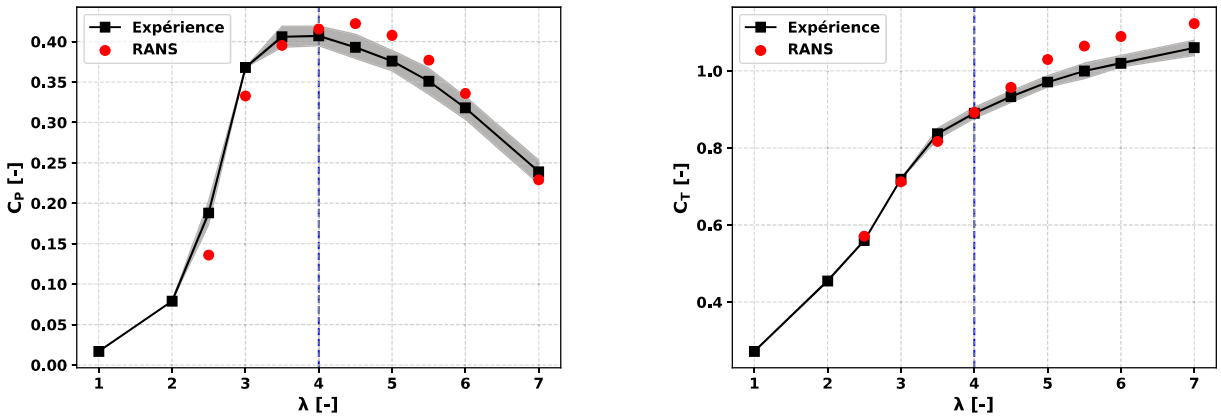


FIG. 2.32 – Comparaison entre calculs RANS (configuration finale) et données expérimentales [65] pour C_P (gauche) et C_T (droite). La ligne bleue vertiacle en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$, qui correspond au point de fonctionnement utilisé dans cette étude, et la zone grisée représente l'incertitude des mesures expérimentales.

une diminution de λ entraîne une réduction de la vitesse de rotation du rotor Ω, ce qui—selon le schéma de la Figure 2.8—conduit à une augmentation de l'angle d'incidence ϕ et de l'angle d'attaque α pour l'ensemble de la pale, aggravant ainsi les phénomènes de décrochage. On peut noter que les performances évaluées à l'aide des calculs RANS sont proches des données expérimentales. L'écart simulation/expérience observé est comparable aux travaux rapportés dans la littérature [24, 25, 103]. En outre, pour $\lambda = 4{,}0$ — valeur correspondant au régime de fonctionnement de la machine dans cette étude — les résultats expérimentaux et RANS sont très proches. Cependant, certaines différences peuvent être observées : les simulations RANS déplacent légèrement la valeur optimale de λ, en prédisant une valeur optimale de 4,5 au lieu de 4 mesurée expérimentalement. Par ailleurs, les résultats RANS ont tendance à surestimer le coefficient de poussée C_T pour $\lambda > 4{,}0$.

Une étude de convergence en maillage a été réalisée, pour les paramètres C_P et C_T (Figure 2.33). Le maillage le plus raffiné utilisé dans cette étude contenait 24,2 millions d'éléments. Comparé à ce maillage, celui de 9,4 millions d'éléments présente une différence de 2 % pour C_P et de 0,7 % pour C_T. Afin de conserver un temps de calcul raisonnable tout en garantissant la fiabilité des prédictions des simulations RANS, la configuration correspondant au maillage de 9,4 millions d'éléments a été retenue.

Pour cette configuration, plusieurs figures ont été générées afin de visualiser l'écoulement. Certaines d'entre elles font notamment apparaître le coefficient de pression C_{Pr}, qui s'exprime comme suit [23] :

$$C_{Pr} = \frac{P_{abs} - P_\infty}{\frac{1}{2}\rho(R\Omega)^2}, \tag{2.31}$$

où P_{abs} est la pression absolue, et P_∞ est la pression de référence, définie comme la pression atmosphérique. Les Figures 2.34 et 2.35 illustrent respectivement la norme de la vitesse et les valeurs du coefficient de pression obtenues à partir de simulations RANS, pour différentes

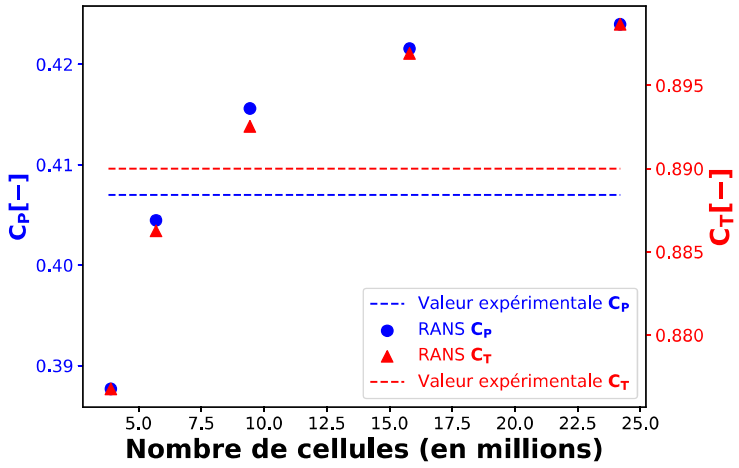


FIG. 2.33 – Étude de convergence en maillage pour C_P et C_T.

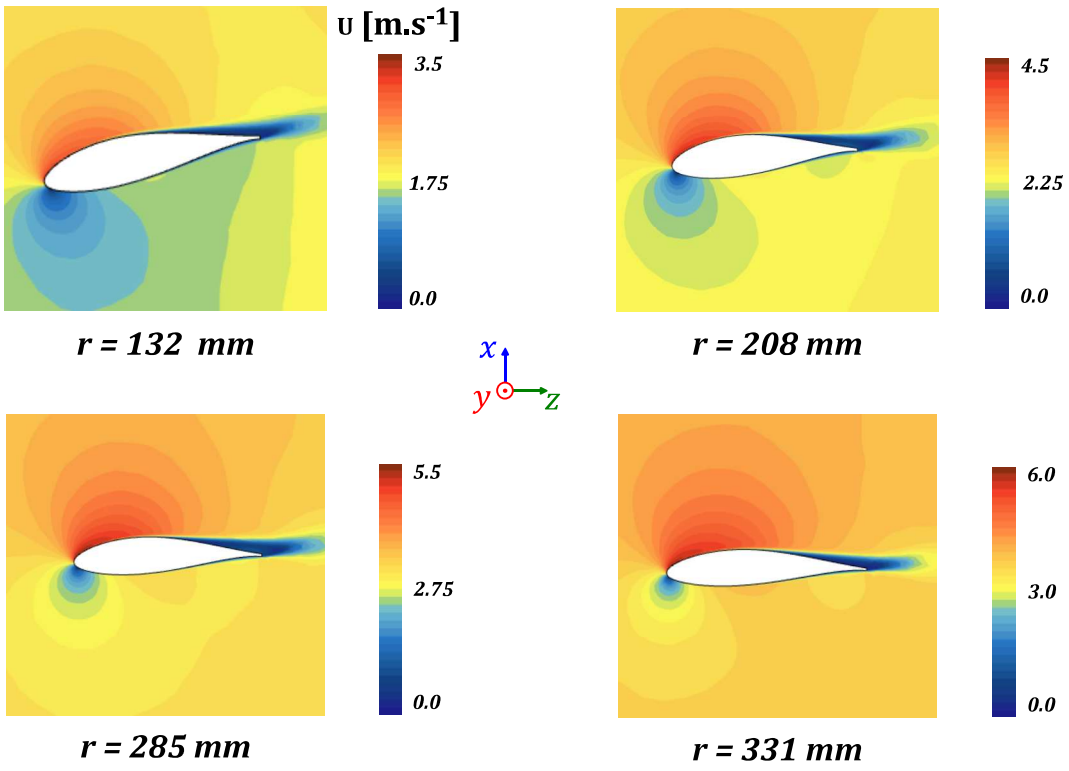


FIG. 2.34 – Norme de la vitesse à différentes sections le long de la pale : r = 132 mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm. Données obtenues à partir d'une simulation RANS.

sections d'observation.

Des données expérimentales obtenues pour le sillage ainsi que pour l'écoulement amont par rapport à la turbine ont pu être obtenues par l'IFREMER. La Figure 2.36 présente une comparaison de l'évolution de la vitesse axiale (selon l'axe x) en amont de la turbine, obtenue à la fois expérimentalement [15] et par simulation RANS. Contrairement à la simulation RANS, réalisée avec une vitesse U_∞ = 1,0 m.s^{-1}, la valeur de U_∞ dans l'expérience est fixée à 0,8

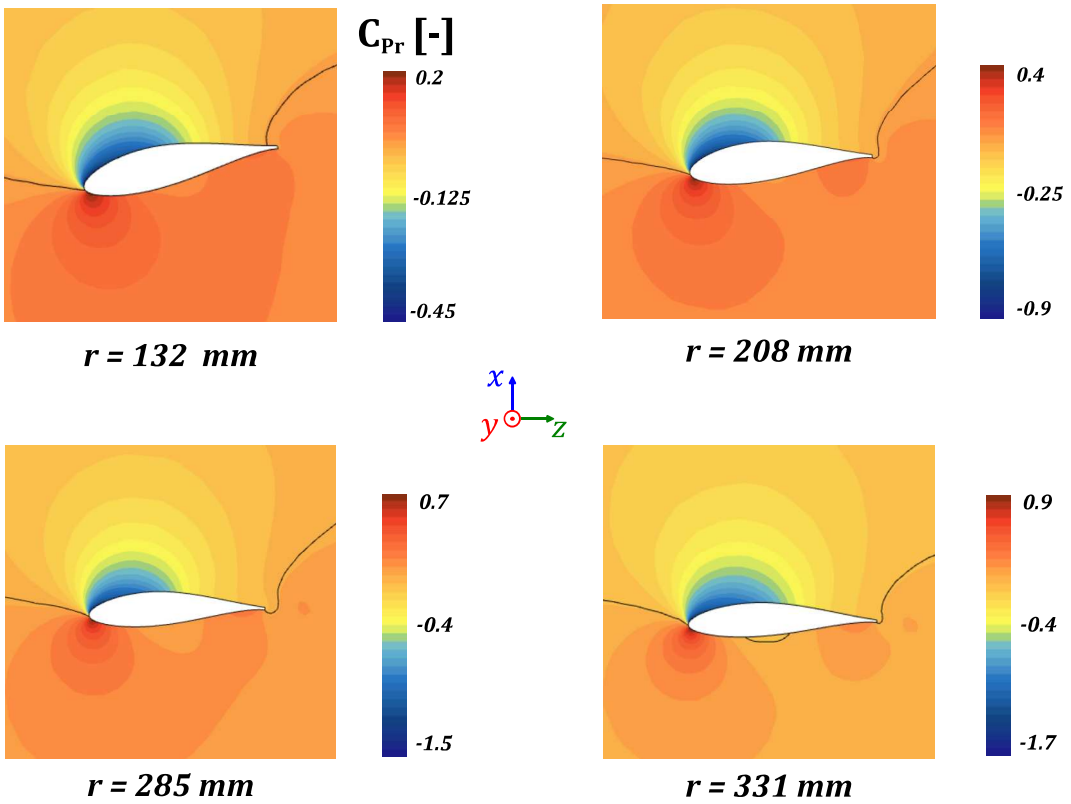


FIG. 2.35 – Coefficient de pression C_{Pr} à différentes sections le long de la pale : r = 132 mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm. L'isoligne $C_{Pr} = 0{,}0$ est représentée par un trait noir. Données obtenues à partir d'une simulation RANS.

m.s^{-1}. Afin de permettre une comparaison cohérente, les vitesses ont été adimensionnées par U_∞. On observe que l'évolution de la vitesse en amont est très similaire entre les résultats expérimentaux et numériques.

La Figure 2.37 permet de comparer qualitativement le sillage généré par la turbine, tel qu'observé expérimentalement [54] et simulé à l'aide d'un modèle RANS. Bien que les configurations expérimentale et numérique ne soient pas strictement identiques, cette comparaison vise à mettre en évidence les principales caractéristiques du sillage. L'étude expérimentale repose sur une version antérieure de la turbine développée par l'IFREMER [54], avec une vitesse amont de 0,8 m.s^{-1}, un rapport de vitesses en bout de pale $\lambda = 3{,}67$ et un taux de turbulence $TI = 3{,}0\,\%$. Pour la simulation RANS $\lambda = 4{,}0$, $U_\infty = 1{,}0\,\text{m.s}^{-1}$ et $TI = 1{,}5\,\%$. On peut observer que les deux sillages présentent d'importantes similitudes : le déficit de vitesse est d'autant plus marqué à proximité de l'axe de rotation de la turbine. Au voisinage immédiat de la turbine, le sillage présente un rayon équivalent à celui de la turbine (1,0 R), tandis qu'à plus grande distance en aval, il s'élargit progressivement jusqu'à atteindre un rayon 2 fois plus important (2,0 R).

Pour des données quantitatives pour la pale de référence, il est conseillé au lecteur de consulter la Section 4.2.2.

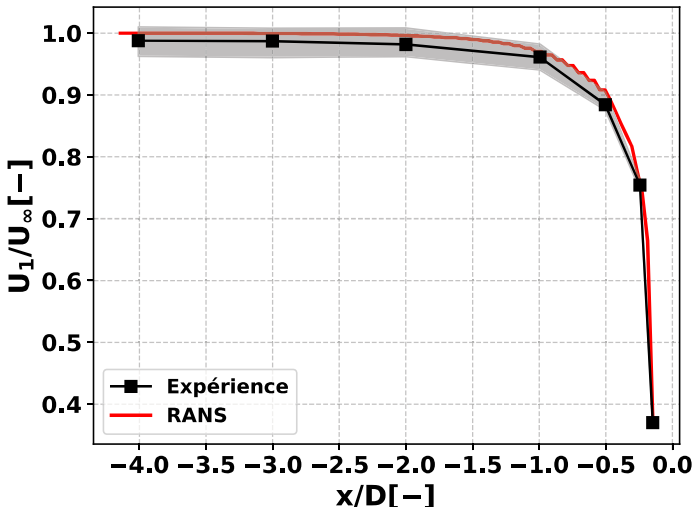
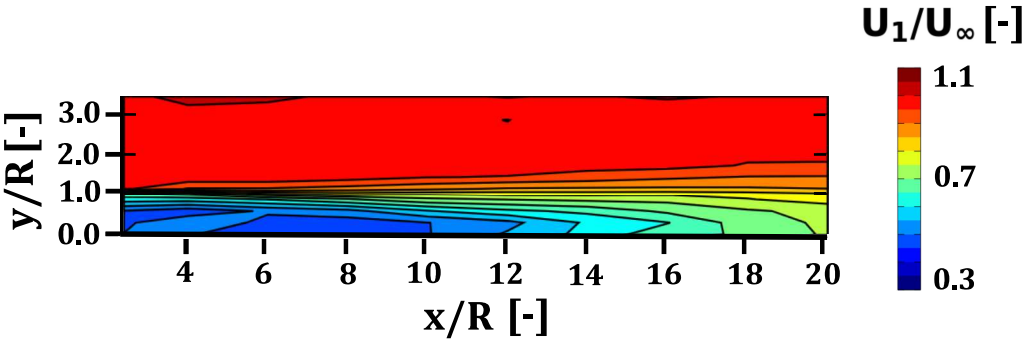
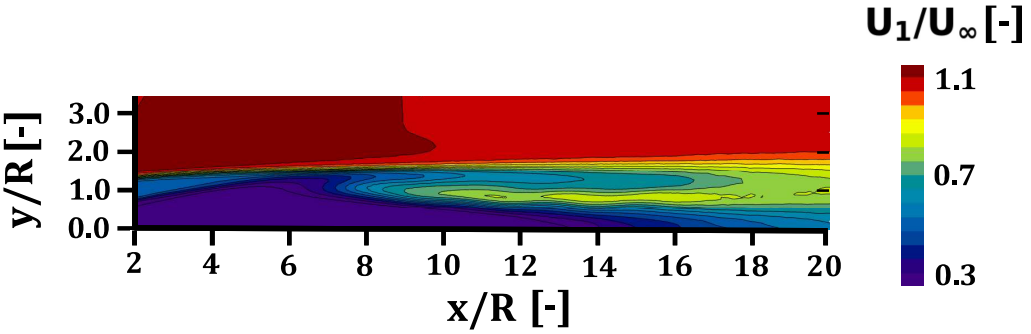


FIG. 2.36 – Comparaison des vitesses amont projetées selon l'axe x, obtenues expérimentalement [15] et par simulation RANS. La zone grisée correspod aux incertitudes expérimentales. Dans le cas de l'expérience, la vitesse loin en amont est $U_\infty = 0{,}8\,\mathrm{m.s^{-1}}$, tandis qu'elle est fixée à $U_\infty = 1{,}0\,\mathrm{m.s^{-1}}$ pour la simulation. Le repère de coordonnées utilisé correspond à celui présenté dans la Figure 2.4, où les pales de la turbine sont situées en $x = 0$.



(a) Expérience. $\lambda = 3{,}67$, $U_\infty = 0{,}8\,\mathrm{m.s^{-1}}$, $TI = 3{,}0\,\%$.



(b) Simulation RANS. $\lambda = 4{,}0$, $U_\infty = 1{,}0\,\mathrm{m.s^{-1}}$, $TI = 1{,}5\,\%$.

FIG. 2.37 – Visualisation de la vitesse axiale adimensionnée et comparaison du sillage obtenu expérimentalement [54] (a) et avec une simulation RANS (b). Les distances et les vitesses sont adimensionnées. Le repère de coordonnées utilisé correspond à celui présenté dans la Figure 2.4, où les pales de la turbine sont situées en $x = 0$.

CHAPITRE 3

Méthodologie et processus d'optimisation

Sommaire

3.1 Paramétrisation et espace de conception **70**
3.1.1 Paramétrisation de la pale IFREMER 70
3.1.2 Modification de forme 76
3.1.3 Espace de conception et automatisation des calculs 83
3.2 Formulation du problème d'optimisation et choix de la méthode employée **84**
3.2.1 Formulation du problème d'optimisation 85
3.2.2 Choix de la méthode d'optimisation 86
3.3 Krigeage **89**
3.3.1 Krigeage Universel 89
3.3.2 Krigeage Hiérarchique 90
3.4 Optimisation basée sur des métamodèles et approche bayésienne **92**
3.4.1 Fonctions d'acquisition 92
3.4.2 Sélection des géométries identifiées par les fonctions d'acquisition 97
3.4.3 Bilan des étapes de la méthode SBO utilisée dans cette étude 99
3.5 Optimisation multi-fidélité basée sur du krigeage hiérarchique **101**
3.6 Calibration du modèle BEMT **103**

L'objectif de ce chapitre est de présenter l'ensemble des outils/méthodes qui ont été utilisés lors du processus d'optimisation.

Tout d'abord, pour réaliser l'optimisation géométrique des pales de la turbine, une paramétrisation de la géométrie est nécessaire. Cette paramétrisation, présentée dans la section 3.1 rend possible la génération de géométries intéressantes à partir d'un vecteur de conception $\mathbf{x}$ de taille raisonnable. À la fin de la section 3.1, les chaînes de calculs automatisées pour les

méthodes RANS et BEMT sont présentées. Le problème d'optimisation est ensuite défini de manière formelle dans la section 3.2. Cette section présente également les raisons ayant motivé le choix de la méthode d'optimisation utilisée dans le cadre de cette étude. La section 3.3 détaille les différents métamodèles utilisés dans cette étude : le krigeage universel (*Universal Kriging* (UK) en anglais) et le HK. Les métamodèles construits en utilisant une approche UK ou HK sont probabilistes. Ceci permet l'utilisation d'une approche BO pour sélectionner les géométries à tester. La méthode BO est développée dans la Section 3.4. Par la suite, le processus d'optimisation MF est décrit dans la section 3.5. Dans le cadre de notre étude, les données LF sont issues des calculs BEMT et les données de plus haute fidélité sont générées à partir de calculs RANS. Afin d'augmenter la corrélation entre les deux niveaux de fidélité, une étape de calibration est nécessaire. Cette étape, basée sur le score de corrélation de Spearman, est décrite dans la dernière section de ce chapitre.

3.1 Paramétrisation et espace de conception

La géométrie servant de point de départ pour cette étude est la turbine de l'IFREMER. Le modèle 3D a été gracieusement fourni par l'équipe de l'IFREMER basée à Boulogne-sur-Mer, et c'est à partir de cette turbine que l'approche CFD RANS a été validée. Une paramétrisation va être établie en se basant sur la pale de référence, elle va permettre de générer de nouvelles géométries lors du processus d'optimisation de forme. Avec la méthode BEMT, la géométrie est décrite par une succession de profils 2D définis aux différentes sections de la pale, tandis que l'approche RANS requiert une géométrie complète en 3D.

La turbine de l'IFREMER ne possède pas une paramétrisation clairement définie. Une première étape (section 3.1.1) consiste donc à établir une paramétrisation de la pale, c'est-à-dire à déterminer l'évolution de l'épaisseur, de la corde ainsi que l'angle de calage des profils en fonction du rayon. L'objectif est d'obtenir un ajustement optimal permettant de générer la pale à partir d'une loi bien définie, qui servira ensuite de base pour la déformation de la géométrie.

Dans une deuxième partie (Section 3.1.2), l'objectif est de définir une méthode permettant de modifier de manière pertinente les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage, afin de limiter la dimension du vecteur de conception tout en conservant une flexibilité suffisante pour générer des géométries de turbine prometteuses.

Finalement, l'espace de conception ainsi que l'automatisation des calculs RANS et BEMT sont détaillés (Section 3.1.3).

3.1.1 Paramétrisation de la pale IFREMER

L'objectif de cette partie est de présenter la stratégie adoptée pour trouver une paramétrisation explicite de la pale de l'IFREMER. Cette paramétrisation se base sur la modification 2D de profils aux différentes sections (Section 3.1.1.1) ainsi que sur une loi de positionnement (Section 3.1.1.2) permettant de placer les profils 2D les uns par rapport aux autres le long de l'envergure.

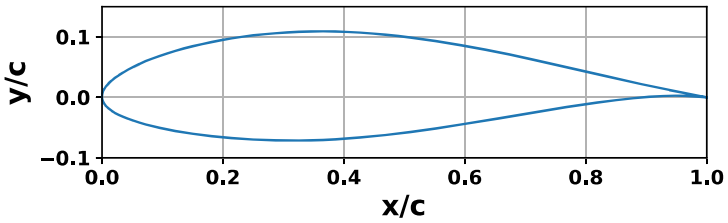


FIG. 3.1 – Profil NACA 63-418.

3.1.1.1 Choix des profils 2D

Les informations disponibles dans la littérature sur la description de la pale permettent de savoir qu'elle est construite à partir du profil NACA 63-418. De plus, une description approchée a été fournie à titre indicatif par l'IFREMER (Figure 2.1). La signification des différents chiffres pour le NACA 63-418 (Figure 3.1) est la suivante [104] :

— Le premier chiffre, 6, correspond à la série du NACA.

— Le second chiffre, 3, correspond à la position du minimum de pression le long du profil en dixièmes de corde par rapport au bord d'attaque (0,3 c).

— Le troisième chiffre, 4, correspond au coefficient de portance de conception en dixièmes ($C_L = 0{,}4$).

— Les deux derniers chiffres, 18, correspondent à l'épaisseur maximale en pourcentage de la corde (18 %).

Dans le cadre de cette étude, plusieurs approches ont été explorées afin de déterminer l'évolution en fonction du rayon, de l'épaisseur, de la corde ainsi que de l'angle de calage des profils qui constituent la pale. En effet, bien que la forme 3D de la pale soit connue, sa paramétrisation exacte n'est pas établie. L'objectif est de trouver une loi de paramétrisation fidèle à la pale de référence de l'IFREMER, qui pourra ensuite être utilisée pour modifier la géométrie et explorer l'espace de conception. C'est à partir des nuages de points obtenus à différentes sections de la pale de référence (Figure 3.2) que plusieurs méthodes de paramétrisation ont été évaluées. Les principes des différentes méthodes de paramétrisation sont donnés ci-dessous :

— La première approche consiste à extraire directement une succession de profils aux différentes sections de la pale 3D à l'aide de coupes planaires réalisées avec le logiciel de CAO FreeCAD [59]. Les coupes à différentes sections permettent d'obtenir un nuage de points pour chaque profil (Figure 3.2). Puis, après avoir récupéré ces nuages de points, l'intention était de réaliser des modifications géométriques à l'aide de lois simples de type rotation, dilatation pour parcourir l'espace de conception.

— L'idée de départ pour la deuxième approche est d'arriver à identifier clairement le type de profils aux différentes sections afin de pouvoir les générer de manière exacte et avec une densité de points homogènes. Pour l'identification, un algorithme développé en interne

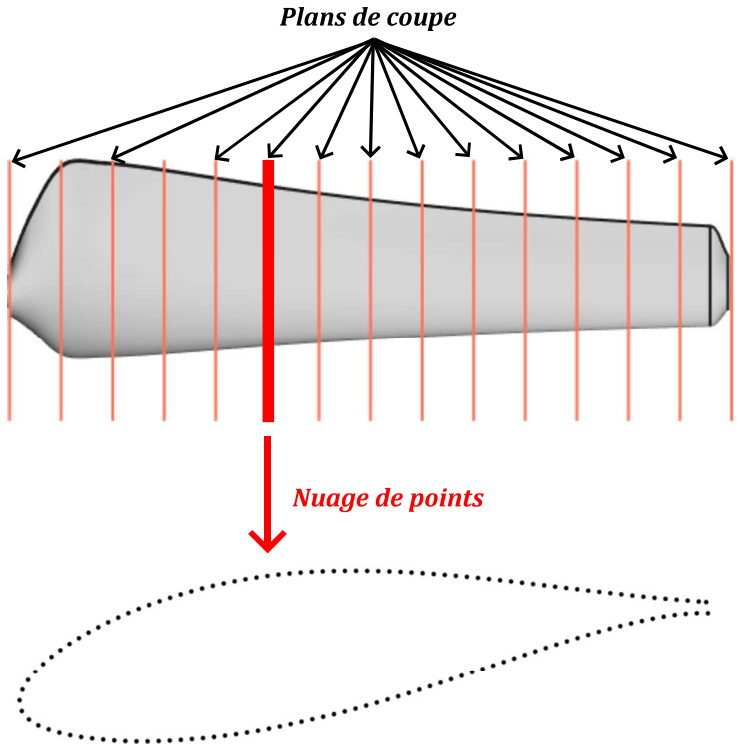


FIG. 3.2 – Extraction nuages de points à différentes sections de la pale IFREMER.

a été utilisé. Cet algorithme prend en entrée un nuage de points et résout un problème d'optimisation visant à déterminer le profil NACA le plus proche de ce nuage.

— La troisième approche, consiste à réaliser une paramétrisation en changeant les deux derniers chiffres du profil. Autrement dit, de considérer que la famille de profils 63-4XX permet de définir pleinement la géométrie, avec XX les deux chiffres à adapter en fonction de la section de la pale.

— La dernière approche est basée sur une dilatation/compression du profil NACA 63-418. Cette méthode est illustrée par la Figure 3.3.

Finalement, c'est la dernière approche qui a été retenue. En effet, avec la première approche, des aberrations pouvaient apparaître lorsque la pale 3D était générée, ou bien le logiciel de CAO échouait simplement à finaliser la conception. Pour la seconde approche, les écarts entre les profils NACA identifiés et les nuages de points étaient trop importants pour pouvoir utiliser cette méthode. La paramétrisation avec la troisième approche, quant à elle, ne permettait pas de générer une pale similaire à celle de l'IFREMER. La dernière approche est détaillée ci-dessous.

La première étape pour la méthode de paramétrisation retenue consiste à choisir la corde c du profil que l'on souhaite générer ainsi que son épaisseur relative t. L_p correspond au rapport entre la distance séparant les deux points situés aux positions extrêmes selon l'axe y (Figure 3.3) et la corde pour le profil NACA 63-418. $L_p = \frac{||\mathbf{y}_{max} - \mathbf{y}_{min}||}{c} = 0{,}1848$, où $\mathbf{y}_{\max}$ et $\mathbf{y}_{\min}$ désignent les vecteurs position des points extrêmes supérieur et inférieur selon l'axe y.

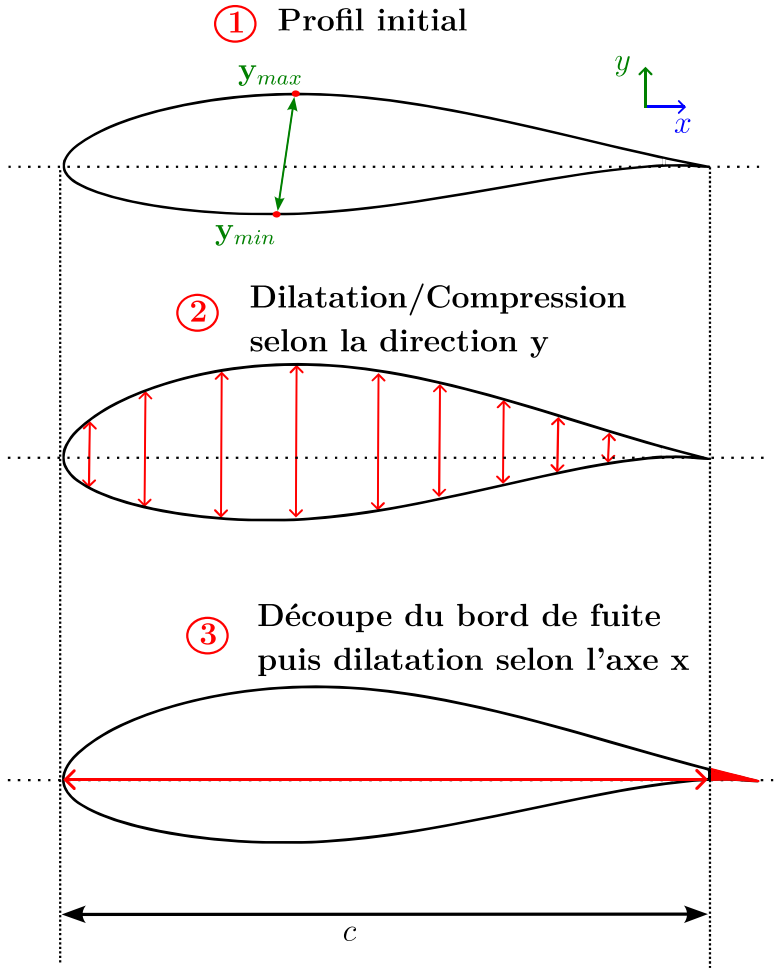


FIG. 3.3 – Schéma explicatif pour la génération des profil 2D.

Ensuite, en se basant sur L_p et t, un rapport d'épaisseur t_r est calculé : $t_r = \frac{t}{L_p}$. Les points du profil suivent alors une loi de dilatation/compression selon l'axe y proportionnelle à t_r.

Le bord de fuite est ensuite tronqué à 7 % de la corde, puis le profil est dilaté selon l'axe x de manière à conserver la corde choisie.

Pour trouver l'évolution du coefficient de dilatation t_r et ainsi permettre de connaître l'évolution de l'épaisseur, il a fallu tester différents profils et voir s'il y avait une bonne correspondance pour chaque section de la pale. De la même manière, les angles de calage θ et les valeurs de corde c des différents profils ont également dû être identifiés.

Au total, 23 sections sont utilisées pour construire la pale 3D (Figure 3.4). La position de ces différentes sections a été choisie de manière empirique après plusieurs tests qui ont permis de vérifier que la reconstruction de la pale 3D se faisait de manière correcte.

Au final, le travail décrit précédemment permet d'obtenir les distributions d'épaisseur, de corde et d'angle de calage des profils en fonction du rayon (Figure 3.5).

Maintenant que la paramétrisation des profils 2D en termes d'orientation et de taille est effectuée, il reste à trouver une loi permettant de les positionner les uns par rapport aux autres.

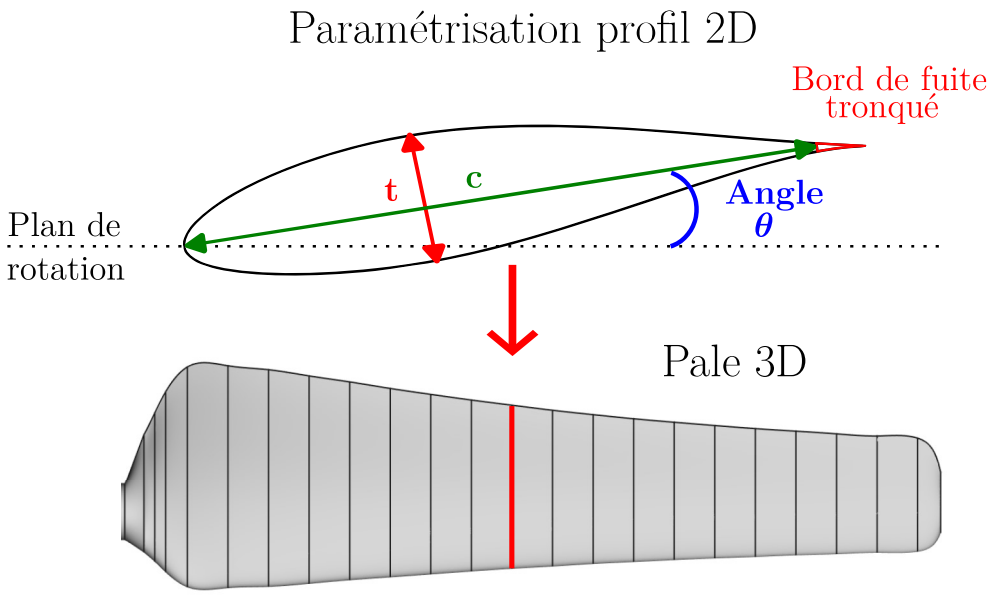
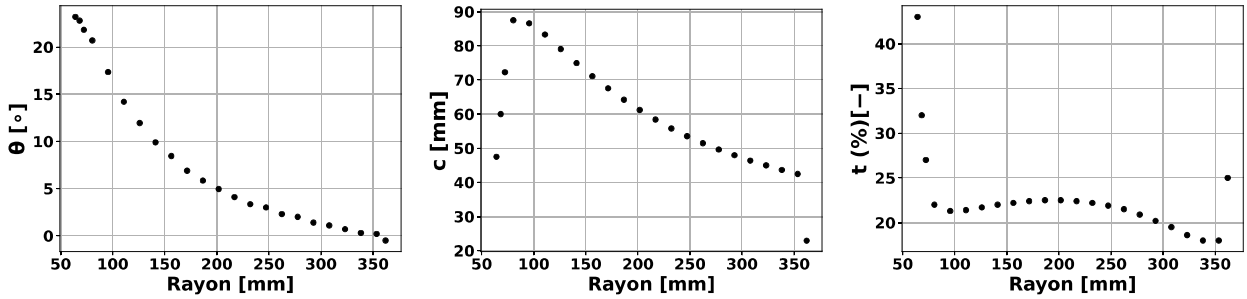


FIG. 3.4 – Illustration de la paramétrisation de la pale : la pale 3D est définie à l'aide de 23 profils 2D distribués le long de l'envergure.



(a) θ. (b) c. (c) t.

FIG. 3.5 – Évolution des distributions en angle de calage θ (a), corde c (b) et épaisseur t (c) en fonction du rayon.

3.1.1.2 Loi de positionnement des profils

Dans cette partie, l'objectif est de définir la loi de positionnement, c'est-à-dire d'expliciter la manière dont les différents profils sont empilés le long de la pale.

La première étape pour trouver la loi de positionnement, a été de trouver « à la main » la position de chaque profil 2D pour chaque rayon. Par la suite, une ligne d'empilement verticale passant par le centre de la section cylindrique en pied de pale a été considérée. La Figure 3.6 présente la position de la ligne d'empilement le long de la pale. La Figure 3.7 illustre la position de la ligne d'empilement pour plusieurs rayons.

L'idée a ensuite été de trouver la position du bord d'attaque de chaque profil par rapport à la ligne d'empilement. Cette méthode, comme l'illustre la Figure 3.8, revient à identifier 2 paramètres notés $LE_{\Delta x}$ et $LE_{\Delta z}$. Le paramètre $LE_{\Delta x}$ représente le décalage de la ligne d'empilement par rapport au bord d'attaque selon l'axe x, tandis que $LE_{\Delta z}$ correspond au

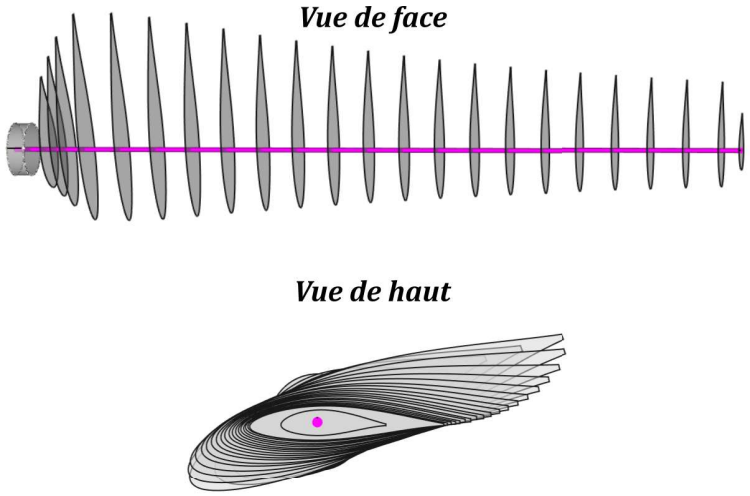


FIG. 3.6 – Positionnement de la ligne d'empilement par rapport aux profils 2D.

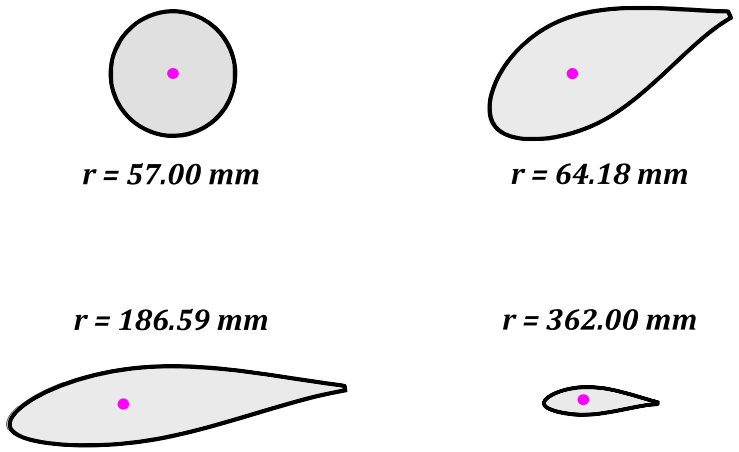


FIG. 3.7 – Positionnement de la ligne d'empilement pour plusieurs sections.

décalage selon l'axe z.

La loi pour $LE_{\Delta x}$ a été obtenue à l'aide d'une régression faisant intervenir la corde ainsi que le sinus de l'angle de calage θ. Pour $LE_{\Delta z}$ une régression faisant intervenir la corde ainsi que le cosinus de θ a été utilisée. La Figure 3.9 présente les régressions ainsi que les coefficients obtenus.

La Figure 3.10 montre que la paramétrisation de la pale reproduit la CAO de façon satisfaisante, bien que certaines erreurs résiduelles subsistent. Il faut garder à l'esprit que l'important n'est pas de générer à l'identique la géométrie initiale mais d'extraire à partir de la géométrie initiale une paramétrisation qui permettra de parcourir l'espace de conception et ainsi d'optimiser la forme de la pale.

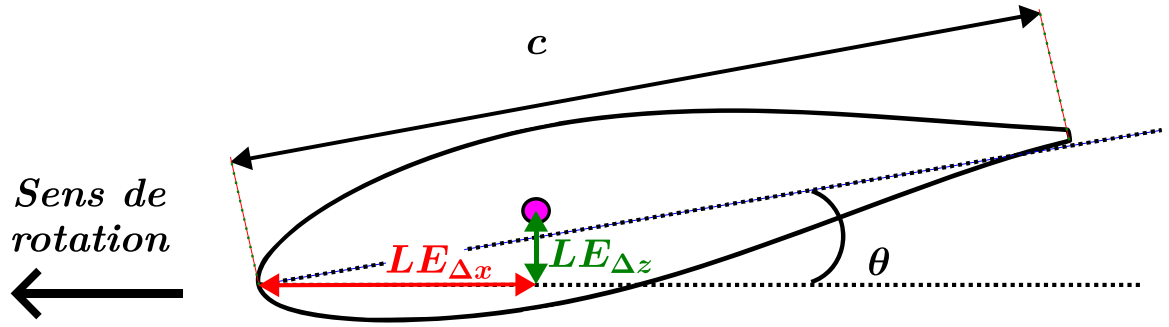
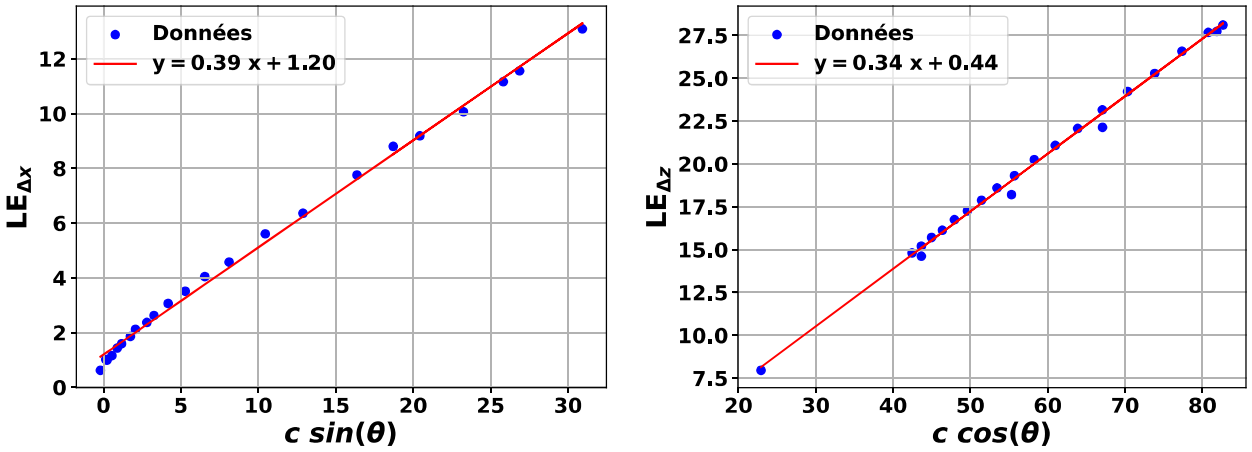


FIG. 3.8 – Positionnement d'un profil 2D par rapport à la ligne d'empilement, représentée ici par un disque de couleur rose.



(a) $LE_{\Delta x}$. (b) $LE_{\Delta z}$.

FIG. 3.9 – Régressions linéaires pour $LE_{\Delta x}$ et $LE_{\Delta z}$.

3.1.1.3 Construction 3D de la pale

Maintenant que la méthode de génération des profils 2D et le positionnement de ces profils le long de la pale ont été définis, on peut s'intéresser à la génération de la pale en 3D. Celle-ci est réalisée à l'aide du logiciel FreeCAD. En pratique, c'est la fonction de lissage (*loft* en anglais) de FreeCAD qui est utilisée pour construire la pale 3D à partir des contours des profils 2D.

3.1.2 Modification de forme

La géométrie de la pale est définie à partir de vingt-trois profils 2D tronqués, répartis le long de l'envergure. Chaque profil est caractérisé par trois paramètres géométriques : la corde, l'épaisseur et l'angle de calage θ (Figure 3.4). L'ensemble de la pale est donc décrit à l'aide de vingt-trois triplets de paramètres, soit 69 (23×3) scalaires.

L'objectif de cette section est de présenter la méthode par laquelle les distributions en angle de calage θ, en corde c et en épaisseur t sont modifiées. Les déformations des distributions sont encodées dans un vecteur de conception noté $\mathbf{x}$. Pour éviter d'avoir un problème d'optimisation

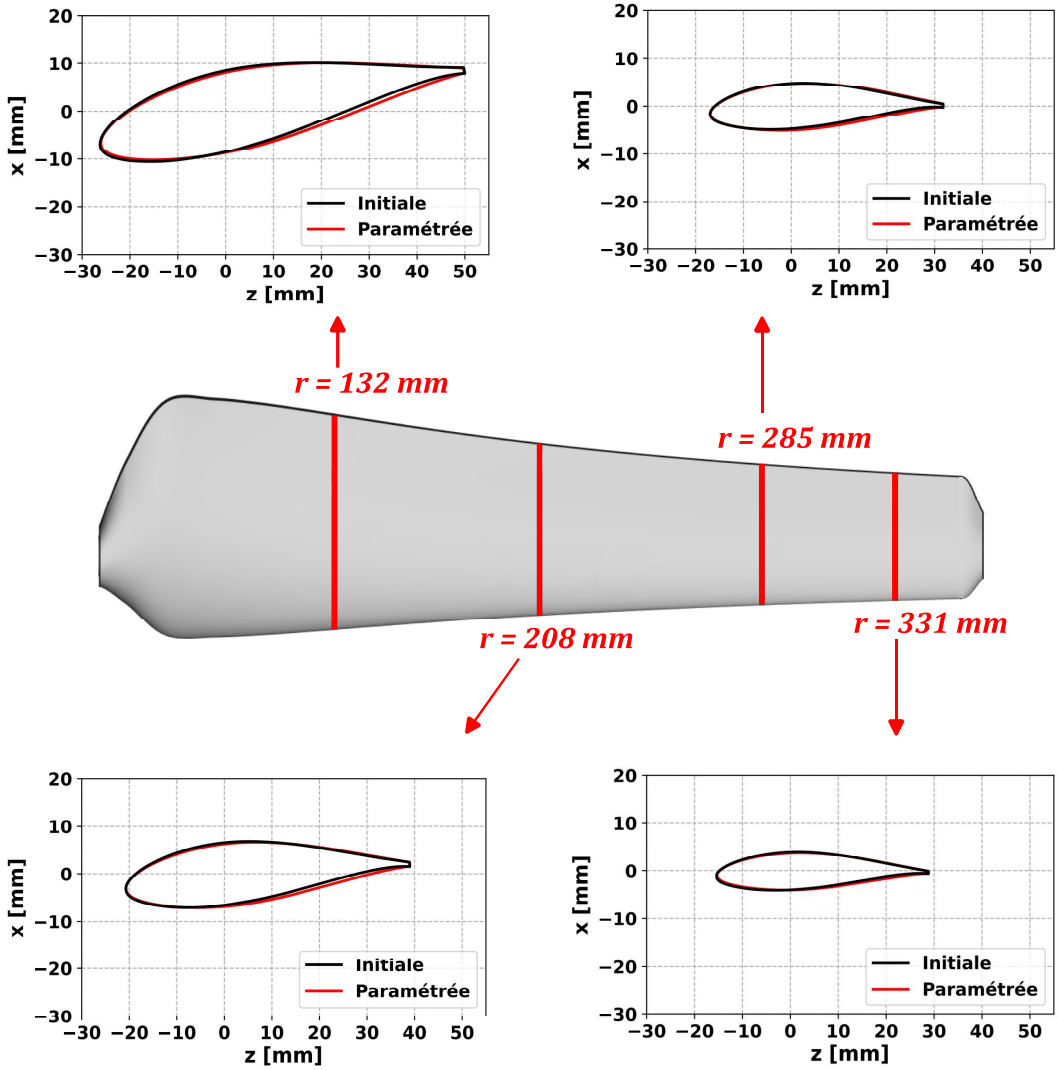


FIG. 3.10 – Comparaison entre la géométrie initiale et la géométrie paramétrée, à partir de coupes planes réalisées à différents rayons.

dans un espace de trop grande dimension (ici 69), la stratégie pour modifier la pale doit permettre de générer des pales intéressantes pour un vecteur de conception de dimension réduite. À cette fin, la méthode de modification de la pale fait intervenir des B-splines ainsi que de la FFD. Quelques rappels théoriques sont donnés sur les B-splines dans la partie 3.1.2.1, puis sur la FFD dans la partie 3.1.2.2. Enfin, la méthode de modification est décrite dans la partie 3.1.2.3.

3.1.2.1 B-splines

Une B-spline [55], pour être pleinement définie, a besoin que l'on fixe un certain nombre de paramètres :

— Le degré p.

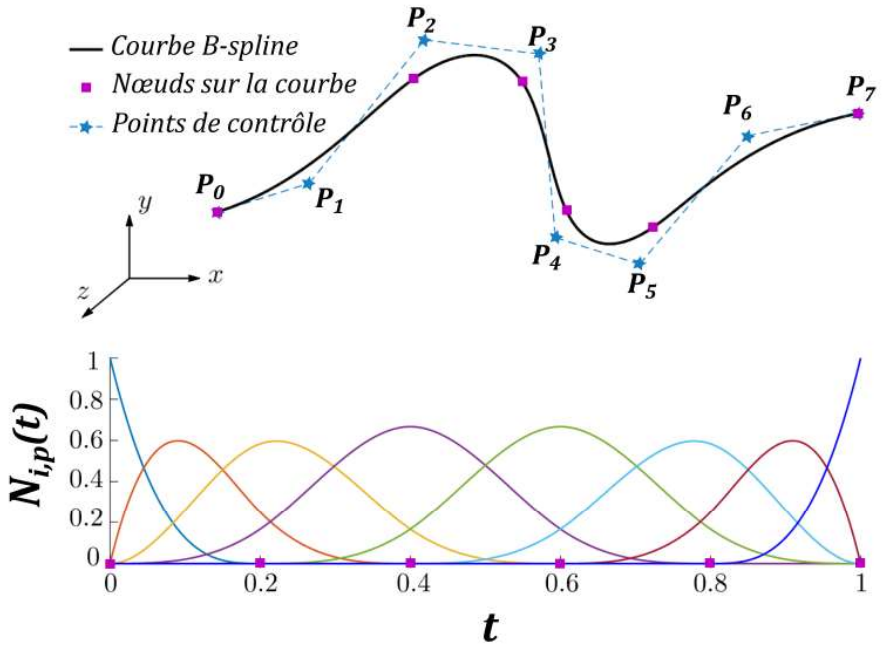


FIG. 3.11 – Haut : une courbe B-spline cubique (p=3) dans l'espace 3D avec huit points de contrôle. Bas : fonctions de base cubiques et valeurs des nœuds. Extrait de [105] puis adapté.

— Les points de contrôle : $P_0,\ \ldots\ ,\ P_n$.

— Le vecteur de nœud $\mathbf{t} = [t_0,\ \ldots\ ,\ t_{n+p+1}]$. Les éléments $\{t_i,\ 0 \leq i \leq n+p+1\}$ qui constituent le vecteur sont classés dans l'ordre croissant.

Dans le cadre de cette étude, $t_0 = 0$ et $t_{n+p+1} = 1{,}0$. De plus, le choix a été fait d'utiliser des B-splines qui passent par les points de contrôle extrêmes. Par conséquent, les $p+1$ premiers éléments qui constituent $\mathbf{t}$ sont égaux à 0 et les $p+1$ derniers éléments sont égaux à 1,0, le reste des t_i est réparti uniformément.

Les B-splines sont définies à partir de fonctions de base qui s'expriment ainsi :

$$N_{i,0}(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t_i \leq t < t_{i+1} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, \tag{3.1}$$

$$N_{i,p}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+p} - t_i} N_{i,p-1}(t) + \frac{t_{i+p+1} - t}{t_{i+p+1} - t_{i+1}} N_{i+1,p-1}(t). \tag{3.2}$$

Une courbe B-spline (Figure 3.11) est donnée par :

$$\mathbf{C}(t) = \sum_{i=0}^{n} N_{i,p}(t)\, P_i\,,\ t \in [0{,}0,\ 1{,}0]. \tag{3.3}$$

Les B-splines permettent une modification locale de la forme. En effet, le déplacement d'un point de contrôle ne modifie la forme de la courbe que dans son voisinage proche.

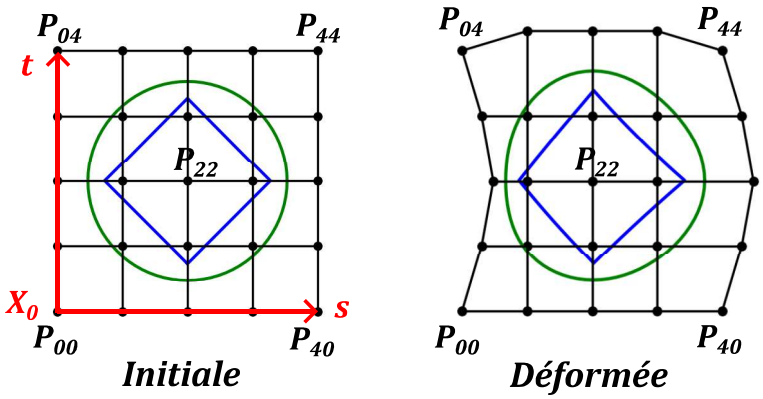


FIG. 3.12 – Modification de forme via FFD. Le repère local, les points de contrôle extrêmes ainsi que le point central sont explicités.

3.1.2.2 Free Form Deformation

La méthode FFD [56] est utilisée pour déformer des objets 2D ou 3D. Elle se base sur une surface/volume de contrôle qui est un rectangle en 2D ou un parallélépipède en 3D qui englobe la géométrie à modifier. Dans le cadre de cette étude, la méthode FFD sera appliquée en 2D, c'est pourquoi le texte qui suit se focalisera sur la méthode en deux dimensions.

Comme illustré dans la Figure 3.12, l'utilisateur, après avoir défini une surface de contrôle, choisit la discrétisation en termes de points de contrôle P_{lm} pour chacune des directions de l'espace. On obtient alors une grille 2D régulière où, à chaque intersection, se trouve un point de contrôle. Dans l'exemple fourni par la Figure 3.12 la grille est composée de $L+1$ plans dans la direction s et $M+1$ plans dans la direction t, avec $L = M = 4$. La méthode FFD permet d'obtenir des modifications de formes globales progressives via la modification de la position des points de contrôle. Contrairement aux B-splines, la FFD entraîne une modification globale de l'objet lorsque la position d'un point de contrôle est changée, et non une modification strictement locale.

Avec la méthode FFD, les coordonnées des points dans l'espace sont calculées dans un nouveau système de coordonnées basé sur la surface de contrôle. Comme illustré dans la Figure 3.12, les coordonnées sont exprimées dans le repère (s,t) d'origine X_0, associé à la surface de contrôle.

La FFD se base sur les polynômes de Bernstein, qui s'expriment de la manière suivante :

$$B_i^n(u) = \binom{n}{i} u^i (1-u)^{n-i}, \quad \text{pour } i = 0, \ldots, n \text{ et } u \in [0,1]. \tag{3.4}$$

Soit $X(s,t)$ le vecteur position d'un point avant de bouger les points de contrôle, alors le vecteur position après déplacement des points de contrôle $X_{FFD}(s,t)$ s'exprime de la manière suivante :

$$X_{FFD}(s,t) = \sum_{l=0}^{L} \sum_{m=0}^{M} P_{lm}\, B_l^L(s)\, B_m^M(t). \tag{3.5}$$

3.1.2.3 Modification des distributions via une méthode combinant FFD et B-splines

La géométrie de la pale est optimisée en modifiant les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage à l'aide d'une méthode — déjà appliquée dans une étude d'optimisation de tuyère [106] — combinant B-spline et FFD. Avec cette méthode, il suffit de déplacer un nombre réduit de points de contrôle (CP) pour modifier l'ensemble des distributions, évitant ainsi le recours à un vecteur de conception de grande dimension [106]. De plus, les distributions obtenues conservent la forme globale des distributions initiales, ce qui permet de limiter la génération de géométries non physiques ou irréalistes.

Cette méthode va être illustrée à travers l'exemple de la distribution en épaisseur t. Pour la distribution en corde c ou bien en angle de calage θ, l'approche est strictement identique mise à part que les distributions initiales sont différentes.

La première étape consiste à construire une B-spline à partir des données de la distribution initiale. Puisqu'une B-spline est entièrement définie par ses points de contrôle, cela revient à identifier la position de ses points de contrôle.

Méthode pour obtenir la position des points de contrôle : Les points de contrôle extrêmes sont les seuls dont la position est connue a priori, car ils coïncident avec les valeurs situées aux extrémités de la distribution initiale. Les autres points de contrôle vont être obtenus à l'aide de la méthode des moindres carrés. En effet, l'idée est d'identifier la position des points de contrôle qui permet de générer la B-spline qui minimise l'erreur d'approximation par rapport à la distribution initiale. Soit $\mathbf{z}$ le vecteur contenant les coordonnées (x, y) des points de la distribution en épaisseur (Figure 3.5c) : $\mathbf{z} = \{z_i = (x_i, y_i),\ 0 \leq i \leq M_T = 22\}$.

Avant de formuler le problème de minimisation, il est nécessaire d'estimer les coordonnées paramétriques w_i pour les différents z_i. Comme la B-spline doit commencer par z_0 et se terminer en z_{M_T} alors $w_0 = 0$ et $w_{M_T} = 1{,}0$. Les valeurs des w_i intermédiaires sont calculées à partir de l'abscisse curviligne totale S_T et de l'abscisse curviligne locale S_i. S_T et S_i sont approximés à l'aide des formules suivantes :

$$\begin{cases} S_{\mathrm{T}} = \displaystyle\sum_{j=1}^{M_T} \|z_j - z_{j-1}\|_2 \,, \\ S_i = \displaystyle\sum_{j=1}^{i} \|z_j - z_{j-1}\|_2 \,. \end{cases} \tag{3.6}$$

Les w_i intermédiaires peuvent être obtenus à l'aide de l'expression :

$$w_i = \frac{S_i}{S_T} \quad \text{pour } i = 1, \ldots, M_T - 1. \tag{3.7}$$

Les points de contrôle $\mathbf{P} = [P_0,\ \ldots\ ,\ P_n]$ sont obtenus via la résolution du problème de minimisation suivant :

$$\min_{\mathbf{P}} \sum_{j=1}^{M_T-1} \left[\left(x_j - \sum_{i=0}^{n} P_{ix}\, N_{i,p}(w_j) \right)^2 + \left(y_j - \sum_{i=0}^{n} P_{iy}\, N_{i,p}(w_j) \right)^2 \right], \tag{3.8}$$

Nombre de points de contrôle (n+1)	Degré (p)
13	4

TAB. 3.1 – Paramètres utilisés pour la construction des B-splines représentant les distributions d'épaisseur, de corde et d'angle de calage.

avec p le degré de la B-spline, $n+1$ le nombre de points de contrôle, $N_{i,p}$ les fonctions de base (Équations 3.1 et 3.2) et P_{ix} ainsi que P_{iy} les coordonnées du $i^{ème}$ point de contrôle selon les axes x et y respectivement. Les valeurs utilisées dans cette étude pour le nombre de points de contrôle $n+1$ et pour le degré p sont fournies dans le Tableau 3.1.

La Figure 3.13 illustre la courbe obtenue suite à la régression sur les données pour la distribution en épaisseur.

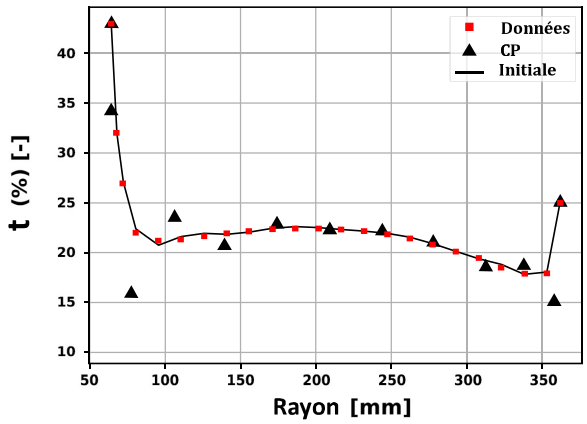


FIG. 3.13 – Courbe obtenue par régression sur les données, avec affichage de la position des CP.

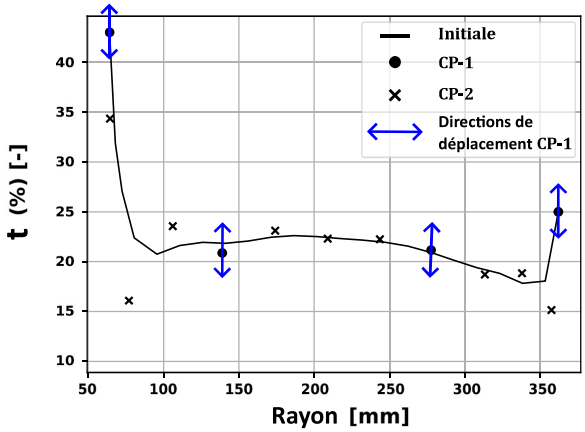


FIG. 3.14 – Identification des types de CP (CP-1 et CP-2) et directions de déplacement des CP-1.

Déplacement des points de contrôle par l'optimiseur : Quatre points de contrôle (P_0, P_4, P_8, P_{12}), notés CP-1 dans la suite, sont choisis pour être directement déplacés par l'optimiseur. Les points extrêmes (P_0 et P_{12}) sont déplacés selon la direction verticale, alors que les points intermédiaires (P_4 et P_8) sont déplacés selon la normale locale. Les points de contrôle qui ne sont pas directement déplacés par l'optimiseur sont notés CP-2 dans la suite. La Figure 3.14 présente les directions de déplacements et explicite les deux types de points de contrôle : CP-1 et CP-2.

Les CP-2, à la différence des CP-1, sont déplacés à l'aide de la FFD.

Déplacement des points de contrôle par FFD : Comme l'illustre la Figure 3.15, les points de contrôle sont séparés en trois groupes, chaque groupe a pour points extrêmes les points CP-1.

Le processus de déplacement des CP-2 est expliqué ci-dessous et est illustré à l'aide de la Figure 3.16. Afin de faciliter la lecture de la Figure 3.16, les points de contrôle placés à chaque intersection des grilles FFD ne sont pas affichés.

Comme indiqué précédemment (Section 3.1.2.2), pour utiliser la FFD, il est nécessaire de choisir une surface de contrôle. Pour chaque groupe, une surface de contrôle différente va être

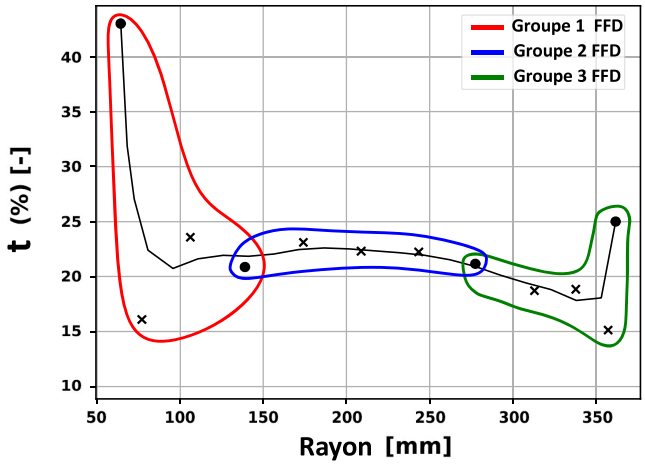


FIG. 3.15 – Regroupement des CP en différents groupes pour réaliser la FFD.

utilisée. Chaque surface de contrôle est un rectangle de demi-côté Δh qui a pour médiane le segment passant par les CP-1. Δh correspond à la valeur maximale de déplacement autorisé pour les points de contrôle CP-1. La grille FFD déformée s'obtient après déplacement des CP-1 par l'optimiseur ; les CP-2 sont déplacés ensuite par FFD. Finalement, la modification de la position des points de contrôle modifie la B-spline et permet ainsi de générer une nouvelle distribution. La Figure 3.17 présente une distribution en épaisseur après déformation.

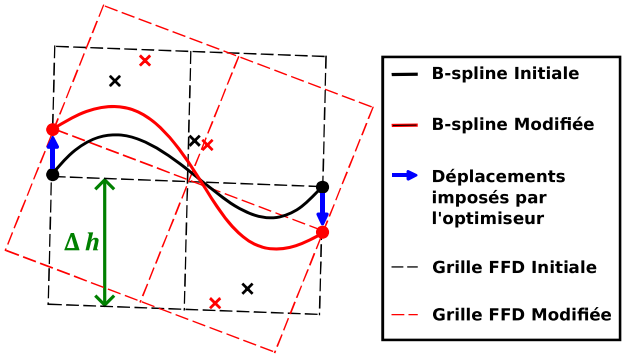


FIG. 3.16 – Modification de la position des CP-2 via FFD. Les CP-1 sont représentés par des points et les CP-2 par des croix, les CP initiaux sont en noir et ceux obtenus après déformation sont en rouge.

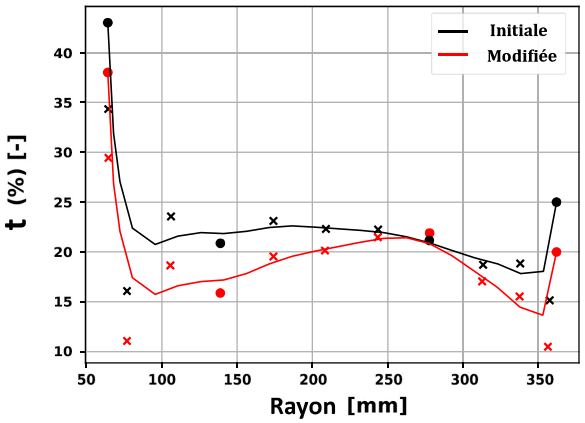


FIG. 3.17 – Distribution initiale et distribution modifiée à l'aide de la méthode de déformation combinant B-spline et FFD.

Distribution	Borne inférieure	Borne supérieure
Épaisseur	$t_0(r)$ - 5 %	$t_0(r)$ + 10 %
Corde	$c_0(r)$ - 5 mm	$c_0(r)$ + 10 mm
Angle de calage	$\theta_0(r)$ - 5°	$\theta_0(r)$ + 10°

TAB. 3.2 – Bornes de l'espace de conception. $t_0(r)$, $c_0(r)$, $\theta_0(r)$ désignent respectivement les valeurs initiales des distributions en épaisseur, corde et angle.

3.1.3 Espace de conception et automatisation des calculs

Espace de conception

Comme indiqué dans la partie précédente, pour chacune des distributions (t, c, θ), l'optimiseur modifie la position de quatre points de contrôle. Par conséquent, le vecteur de conception $\mathbf{x}$ est de dimension 12. Pour chacune des distributions, la géométrie initiale, trois géométries échantillonnées dans l'espace de conception, ainsi que la zone de variation sont représentées dans la Figure 3.18. Les profils correspondants pour différentes positions radiales sont présentés dans la Figure 3.19. Le Tableau 3.2 récapitule les bornes de l'espace de conception.

Automatisation des calculs

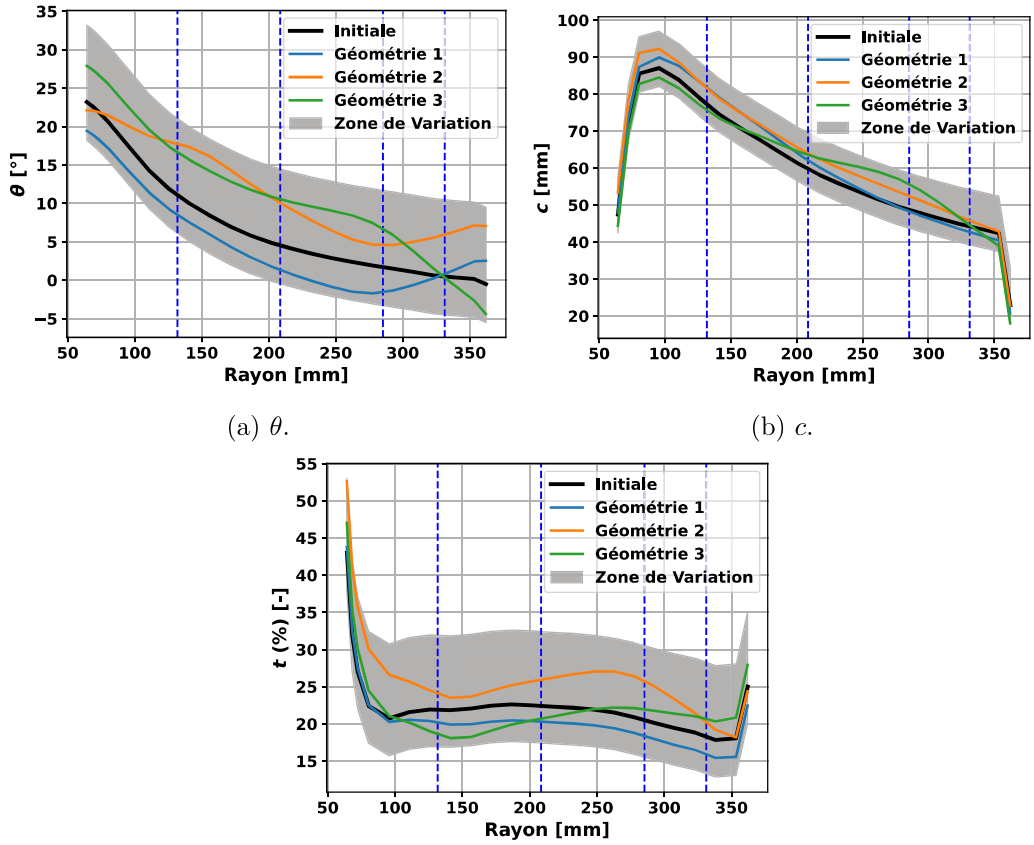
Une partie importante de ce travail de thèse a été d'automatiser les chaînes de calculs BEMT et RANS. Les étapes importantes des chaînes de calcul sont présentées dans les deux paragraphes ci-dessous.

BEMT : Pour les calculs BEMT, les différentes étapes sont les suivantes :

- Sélection des conditions d'opérations (ρ, η, λ, U_∞) et de la paramétrisation BEMT (TE, TI, Re, F_{tip}, F_{hub}, γ_θ).
- Construction des différentes distributions (t, c, θ) à partir du vecteur de conception $\mathbf{x}$ (Section 3.1.3).
- Génération des profils 2D (Section 3.1.1.1).
- Obtention des polaires pour chacune des 23 sections. Les calculs des polaires ont été parallélisés. Le code de calcul fourni par le LOMC est fait pour fonctionner avec un système d'exploitation Linux. Afin de le faire fonctionner sur la machine Windows mise à disposition, une adaptation a été réalisée via le WSL.
- Lancement des calculs BEMT via WSL.
- Obtention des quantités d'intérêt C_P et C_T.

RANS : Pour les calculs RANS, les différentes étapes sont les suivantes :

- Construction des différentes distributions (t, c, θ) à partir du vecteur de design $\mathbf{x}$ (Section 3.1.3).
- Génération des profils 2D (Section 3.1.1.1) et positionnement des profils 2D 3.1.1.2.



(a) θ.

(b) c.

(c) t.

FIG. 3.18 – Comparaison des distributions d'épaisseur, de corde et d'angle de calage entre la géométrie initiale et trois géométries échantillonnées dans l'espace de conception. De gauche à droite, les lignes bleues verticales en pointillé indiquent les positions $r = \{132\text{ mm},\ 208\text{ mm},\ 285\text{ mm},\ 331\text{ mm}\}$.

— Construction de la pale 3D via le logiciel FreeCAD (Section 3.1.1.3).

— Génération du volume fluide à partir d'une extrusion de la pale 3D et construction du maillage.

— Simulation RANS.

— Obtention des quantités d'intérêt C_P et C_T.

3.2 Formulation du problème d'optimisation et choix de la méthode employée

Dans cette section, le problème d'optimisation étudié est d'abord présenté de manière formelle. Dans un second temps, le choix de la stratégie d'optimisation retenue est justifié au regard des spécificités de ce problème.

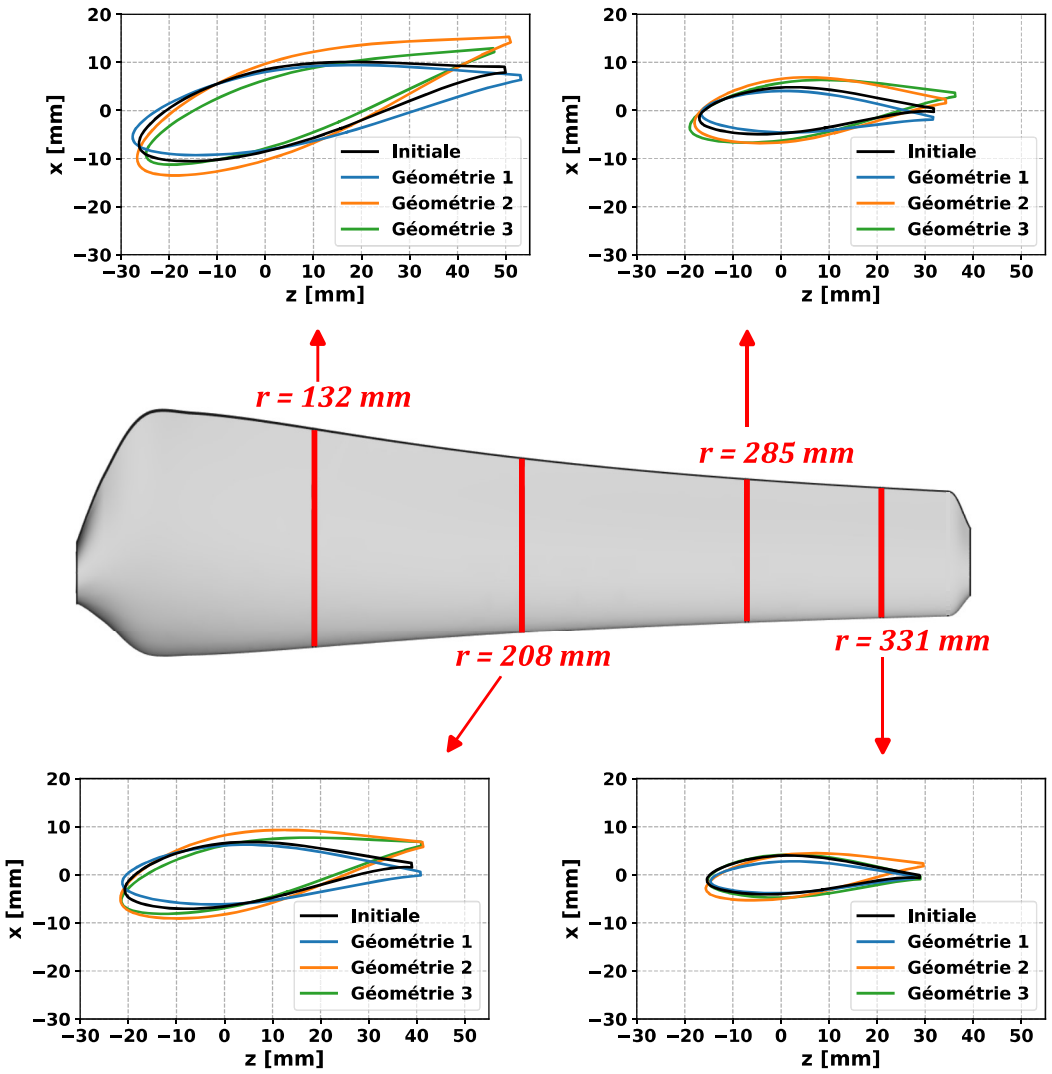


FIG. 3.19 – Comparaison entre la géométrie initiale et trois géométries échantillonnées dans l'espace de conception, illustrant l'évolution des profils le long de l'envergure de la pale.

3.2.1 Formulation du problème d'optimisation

Maintenant que le vecteur de conception $\mathbf{x}$ et l'espace de conception sont définis, il est possible de formuler explicitement le problème d'optimisation.

Par souci de commodité, le vecteur de conception $\mathbf{x}$ est normalisé de sorte que toutes ses composantes se situent dans l'intervalle $[-1{,}0, 1{,}0]$. Le processus d'optimisation vise à augmenter $C_P(\mathbf{x})$ tout en veillant à ce que $C_T(\mathbf{x})$ reste inférieur à la valeur initiale $C_{T_{init}}$, ce qui peut être

formulé de manière formelle comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & -C_P(\mathbf{x}) \\ \text{tel que} \quad & \\ & \mathbf{x} \in [-1,1]^{12}, \\ & C_T(\mathbf{x}) - C_{T_{init}} < 0. \end{aligned} \tag{3.9}$$

Pour ce problème d'optimisation, $-C_P$ et $C_T - C_{T_{init}}$ représentent respectivement la fonction objectif — qui est strictement négative — et la fonction de contrainte. Le vecteur $\mathbf{x}$ encode les informations géométriques de l'ensemble de la pale ; ses composantes contrôlent les distributions de corde, d'épaisseur et de θ (voir Section 3.1). Les valeurs de $C_P(\mathbf{x})$ et $C_T(\mathbf{x})$ peuvent être calculées à l'aide de simulations BEMT ou RANS, selon le niveau de fidélité choisi.

3.2.2 Choix de la méthode d'optimisation

Pour résoudre un problème d'optimisation, plusieurs approches peuvent être envisagées. Chacune présente des avantages et des inconvénients, et il revient à l'utilisateur de sélectionner celle qui lui semble la plus adaptée en fonction des informations disponibles sur la fonction objectif. Ces informations peuvent concerner, par exemple : le coût d'une évaluation directe de la fonction objectif, le temps maximal alloué à l'optimisation, la dimension du problème, la disponibilité éventuelle de modèles de plus basse fidélité, la possibilité d'obtenir facilement le gradient, ou encore la nature de la fonction (multimodale ou unimodale, continue ou dérivable). Enfin, le problème peut être sous contraintes. Dans ce cas, une approche courante consiste à reformuler le problème à l'aide d'une pénalisation, transformant ainsi un problème d'optimisation sous contrainte en un problème sans contrainte par l'ajout d'un terme de pénalité à la fonction objectif.

La Figure 3.20 illustre une des classifications possibles des principales stratégies d'optimisation, quelques commentaires sont fournis dans le texte. La classification et les exemples d'algorithmes proposés ne sont pas exhaustifs.

Les méthodes d'optimisation peuvent être regroupées en deux grandes familles : les approches directes et les approches basées sur des modèles de substitution. Dans le premier cas, les informations sur la quantité d'intérêt proviennent uniquement d'évaluations directes (par simulation numérique ou expérience), souvent coûteuses. Dans le second cas, un modèle de substitution est construit à partir d'un nombre limité d'évaluations. Les prédictions fournies par ce modèle sont ensuite exploitées pour estimer la fonction objectif à moindre coût.

Approches directes : Parmi les approches directes, on distingue généralement les méthodes avec gradient et sans gradient. Les méthodes basées sur le gradient présentent l'avantage de pouvoir traiter des problèmes d'optimisation définis sur des espaces de conception de grande dimension. Leur principal inconvénient réside toutefois dans leur tendance à se retrouver piégées dans des minima locaux. Une solution classique consiste alors à lancer plusieurs optimisations à partir de points initiaux différents. De plus, le calcul du gradient peut s'avérer coûteux : avec une approche classique de type différences finies, il nécessite un nombre d'évaluations proportionnel

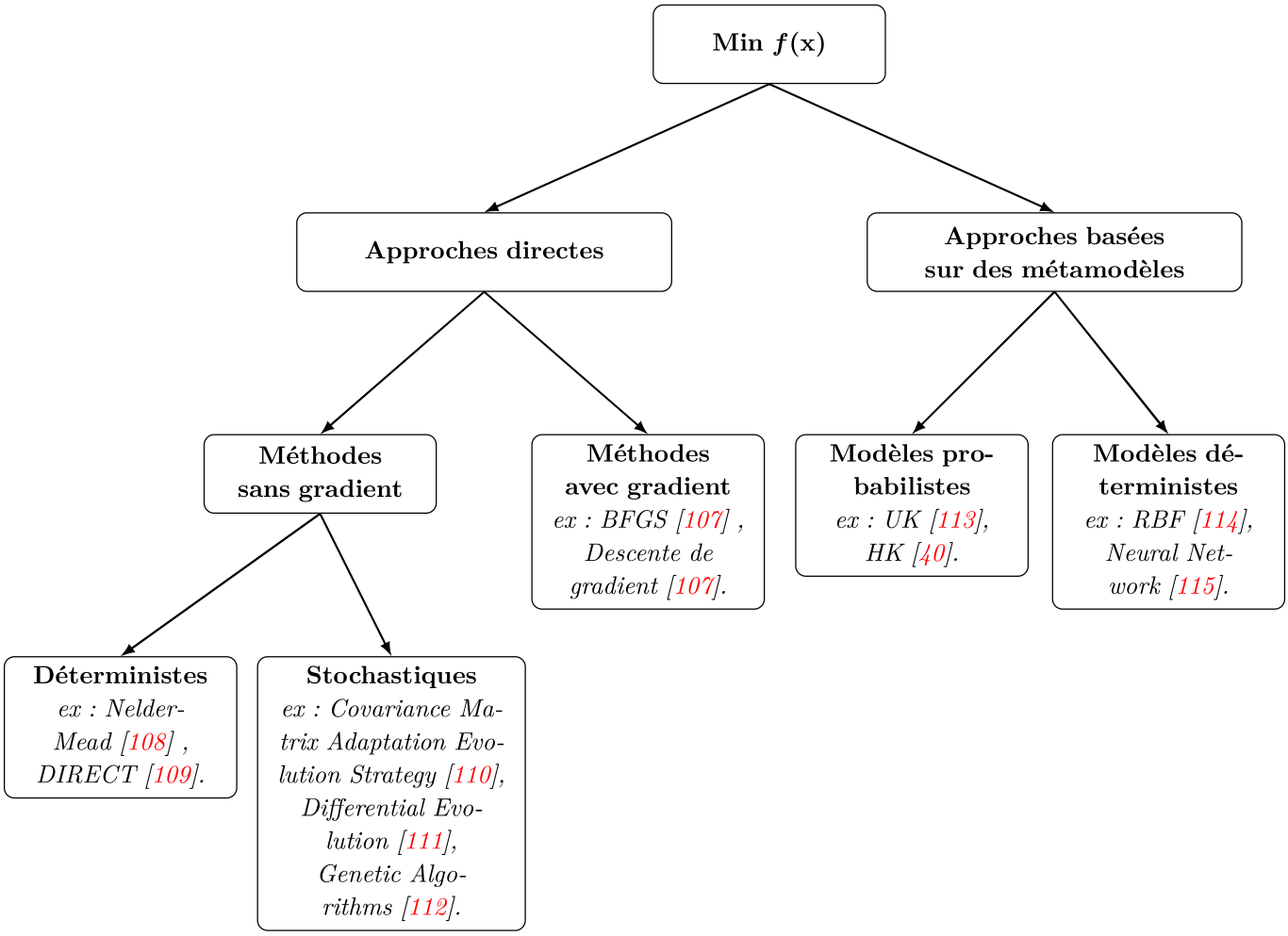


FIG. 3.20 – Classification (non exhaustive) des méthodes d'optimisation sans contrainte.

à la dimension du problème. Pour pallier cela, certaines configurations permettent d'utiliser la méthode adjointe, réduisant drastiquement le coût de calcul du gradient [116, 117, 118]. Avec cette approche, le calcul du gradient devient indépendant de la dimension de l'espace de conception, une seule résolution supplémentaire suffisant à obtenir l'ensemble des composantes du gradient [116]. Cependant, il n'existe pas de solveur générique « clé en main » pour la formulation du problème adjoint dans tout type de problème en mécanique des fluides.

De plus, l'estimation du gradient par différences finies ou par méthode adjointe ne permet d'obtenir qu'une valeur approchée du gradient, ce qui peut avoir un impact délétère sur la convergence de la méthode.

Les méthodes directes sans gradient se subdivisent elles-mêmes en approches déterministes et stochastiques. Une méthode est dite déterministe si, pour un même point de départ, elle produit les mêmes évaluations jusqu'à la convergence (ex. : Nelder–Mead [108], DIRECT [109]). Les méthodes stochastiques, au contraire, intègrent une part d'aléatoire, comme les algorithmes évolutionnaires (*Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy* [110], *Differential Evolution* [111], *Genetic Algorithms* [112]). Ces approches nécessitent souvent un grand nombre d'évalua-

tions avant convergence, mais présentent l'avantage de limiter le risque de convergence vers un minimum local.

En pratique, les approches directes sans gradient sont généralement adaptées aux problèmes de faible dimension (de l'ordre de 10), tandis que les approches avec gradient, si celui-ci est peu coûteux à évaluer, sont mieux adaptées aux problèmes de plus grande dimension.

Approches basées sur des métamodèles : Les approches de type SBO peuvent être classées en deux catégories : celles reposant sur des modèles probabilistes et celles fondées sur des modèles déterministes. Les modèles probabilistes présentent l'avantage de fournir une estimation de l'incertitude associée à leurs prédictions.

Une optimisation fondée sur un métamodèle implique la résolution de sous-problèmes d'optimisation visant à sélectionner les nouveaux points d'échantillonnage. Pour un modèle non probabiliste, le sous-problème d'optimisation consiste à rechercher le vecteur de conception minimisant la prédiction du modèle. En revanche, pour un modèle probabiliste, la prédiction du modèle ainsi que l'incertitude qui lui est associée sont combinées afin de définir différentes stratégies d'échantillonnage. Ces sous-problèmes d'optimisation, dont les évaluations sont peu coûteuses puisqu'elles s'appuient sur le modèle de substitution, sont généralement résolus à l'aide de méthodes d'optimisation directe et guidés par des fonctions d'acquisition combinant *exploitation* et *exploration* du modèle (voir section 3.4 pour plus de détails).

Quelle méthode d'optimisation choisir pour cette étude ? : Dans cette étude, l'espace de conception est de dimension 12. Deux modèles sont utilisés : un modèle LF basé sur les calculs BEMT et un modèle HF issu de simulations RANS. Compte tenu du coût de calcul (quelques secondes pour la BEMT et environ deux heures pour une simulation RANS), de l'absence de solveur adjoint et de la dimension du problème, une approche SBO MF combinant UK pour le modèle LF et HK pour le modèle HF a été retenue (voir la section 3.3 pour plus de détails sur UK et HK).

Les fonctions d'acquisition employées sont décrites en section 3.4, et les sous-problèmes d'optimisation associés sont résolus à l'aide de l'algorithme *Differential Evolution*, un algorithme stochastique inspiré des mécanismes naturels de mutation, de sélection et de transmission des gènes. Cet algorithme fait évoluer une population initiale de vecteurs de conception, qui se transforme au fil des générations jusqu'à convergence vers une population finale optimisée.

Enfin, il convient de noter que l'approche *Kriging Partial Least Squares* [119], qui permet de réduire le nombre d'hyperparamètres des modèles de krigeage en identifiant les directions principales dans l'espace de conception — c'est-à-dire celles les plus corrélées à la variation de la fonction objectif —, aurait pu être utilisée. De la même manière, une approche de type *Mixture of Experts* [120], qui consiste à combiner plusieurs métamodèles locaux, aurait pu être employée. Cette méthode n'a toutefois pas été retenue : un unique modèle de krigeage a été utilisé pour représenter la réponse sur l'ensemble de l'espace de conception.

3.3 Krigeage

Les principes fondamentaux des métamodèles utilisés dans cette thèse sont décrits dans cette section. La partie 3.3.1 se concentrera sur le UK, tandis que la partie 3.3.2 portera sur le HK.

3.3.1 Krigeage Universel

Soit $y : \mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^d \to \mathcal{Y} \subseteq \mathbb{R}$ une fonction coûteuse à évaluer, que l'on souhaite approximer par un modèle de substitution $\tilde{y}$, avec $d \in \mathbb{N}^*$ représentant la dimension de l'espace de départ. Soit $\mathcal{D}$ un plan d'expériences (*Design of Experiments* (DoE) en anglais), défini comme :

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y},\ 1 \leq i \leq n\},$$

où chaque y_i correspond à l'évaluation de la fonction y au point $\mathbf{x}_i$. Ce jeu de données sert d'échantillon d'apprentissage pour construire le modèle de substitution $\tilde{y}$.

Le krigeage repose sur l'hypothèse que y est une réalisation d'un processus stochastique $Y(\mathbf{x})$ indexé sur $\mathcal{X}$. Dans cette étude, $Y(\mathbf{x})$ est supposé être un processus aléatoire gaussien de carré intégrable. Les valeurs observées $\{y_i,\ 1 \leq i \leq n\}$ sont alors considérées comme des réalisations des variables aléatoires $\{Y(\mathbf{x}_i),\ 1 \leq i \leq n\}$. Dans le cas de l'UK, on suppose que :

$$Y(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}), \tag{3.10}$$

où $\mu(\mathbf{x})$ est la moyenne du processus, et $Z(\mathbf{x})$ un processus centré, dont la covariance est donnée par :

$$\mathrm{Cov}[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x}')] = \sigma_Z^2\, \mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}'), \tag{3.11}$$

où σ_Z^2 représente la variance du processus et $\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ est une fonction d'autocorrélation. Les fonctions d'autocorrélation s'expriment en fonction du vecteur vecteur des longueurs caractéristiques $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \ldots, \theta_d]$. Quelques exemples de ces fonctions sont présentés ci-dessous :

— La fonction gaussienne :

$$\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{i=1}^{d} \exp\left(-\frac{(x_i - x_i')^2}{2\theta_i^2}\right). \tag{3.12}$$

— La fonction exponentielle :

$$\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{i=1}^{d} \exp\left(-\frac{|x_i - x_i'|}{\theta_i}\right). \tag{3.13}$$

— La fonction Matérn 3/2 :

$$\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{i=1}^{d} \left(1 + \frac{\sqrt{3}\,|x_i - x_i'|}{\theta_i}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{3}\,|x_i - x_i'|}{\theta_i}\right). \tag{3.14}$$

— La fonction Matérn 5/2 :

$$\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{i=1}^{d} \left(1 + \frac{\sqrt{5}\,|x_i - x_i'|}{\theta_i} + \frac{5(x_i - x_i')^2}{3\theta_i^2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}\,|x_i - x_i'|}{\theta_i}\right). \tag{3.15}$$

Sauf indication contraire, dans la suite du manuscrit, c'est la fonction d'autocorrélation gaussienne qui sera utilisée.

La moyenne du processus est modélisée par :

$$\mu(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\beta}, \tag{3.16}$$

où $\mathbf{f} : \mathcal{X} \to \mathbb{R}^p$ est un vecteur contenant des fonctions de base choisies par l'utilisateur, et $\boldsymbol{\beta} \in \mathbb{R}^p$ un vecteur de coefficients inconnus. En combinant (3.10) et (3.16), on obtient :

$$Y(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}). \tag{3.17}$$

Pour un vecteur de conception $\mathbf{x}$, la moyenne et la variance prédictive du modèle UK s'expriment :

$$\mu_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x}) = \mathbf{r}(\mathbf{x})^\top \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta}) + \mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\beta}, \tag{3.18}$$

$$\sigma^2_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x}) = \sigma_Z^2 \left[1 - \mathbf{r}(\mathbf{x})^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) + \mathbf{u}(\mathbf{x})^\top \left(\mathbf{F}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F}\right)^{-1} \mathbf{u}(\mathbf{x})\right], \tag{3.19}$$

où $\mathbf{u}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})$, $\mathbf{R} = \left(\mathrm{R}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\right)_{i,j} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice de corrélation, $\mathbf{F} = \left(\mathbf{f}(\mathbf{x}_i)^\top\right)_i \in \mathbb{R}^{n \times p}$ est la matrice contenant les fonctions de base, $\mathbf{y} = \left(y(\mathbf{x}_i)\right)_i \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'observations, et $\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \left(\mathrm{R}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})\right)_i \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur de corrélation.

Les expressions ci-dessus considèrent que σ_Z^2, $\boldsymbol{\theta}$, et $\boldsymbol{\beta}$ sont connus. En pratique, les paramètres $\boldsymbol{\theta}$, $\boldsymbol{\beta}$ et σ_Z^2 sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Les expressions suivantes sont utilisées :

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{F}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}, \tag{3.20}$$

$$\sigma_Z^2 = \frac{1}{n} (\mathbf{y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta})^\top \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{F}\boldsymbol{\beta}). \tag{3.21}$$

Le vecteur d'hyperparamètres $\boldsymbol{\theta}$ est estimé en résolvant :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \ \sigma_Z^2 \left(\det \mathbf{R}\right)^{1/n}. \tag{3.22}$$

Une fois les paramètres ajustés, $\mu_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x})$ et $\sigma^2_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x})$ peuvent être évalués à faible coût. La moyenne prédictive $\mu_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x})$ est interprétée comme la prédiction du modèle, et la variance prédictive $\sigma^2_{\mathrm{UK}}(\mathbf{x})$ quantifie l'incertitude associée.

3.3.2 Krigeage Hiérarchique

Le HK [40] est une méthode de méta-modélisation qui intègre les informations issues d'un modèle de plus basse fidélité afin d'améliorer la précision des prédictions. Cette méthode a déjà fait ses preuves dans de nombreuses applications, notamment pour la modélisation de la réponse d'éoliennes soumises à diverses conditions de fonctionnement [43], l'optimisation d'hélices [44], la conception de profils de turbines axiales transsoniques et supersoniques [45], ainsi que dans des cas tests classiques en CFD [46]. La différence entre l'UK et le HK réside dans le choix des fonctions de base utilisées pour construire la moyenne (voir Eq. 3.16).

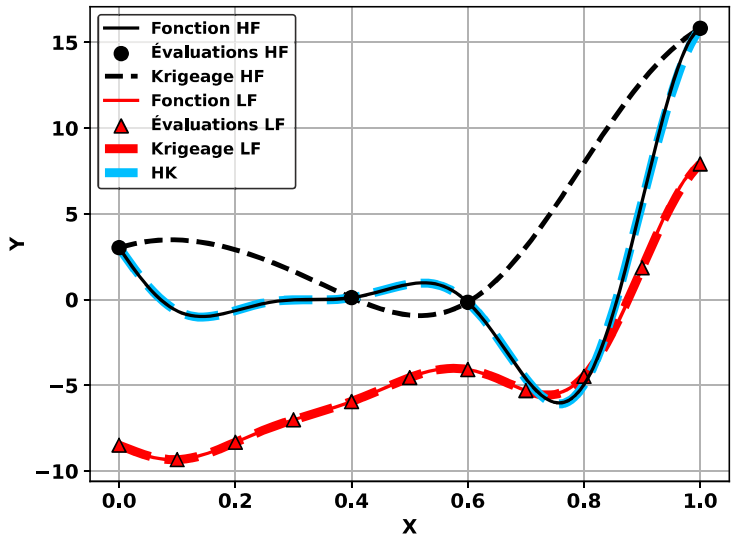


FIG. 3.21 – Illustration de la méthode HK. Courbes inspirées de [40] et générés à l'aide du modèle utilisé dans cette étude.

Dans le cas du HK, on suppose qu'un modèle LF est disponible pour la grandeur d'intérêt. La prédiction du modèle LF, notée $\hat{y}_{LF}(\mathbf{x})$, est incluse comme fonction de base. Si aucune autre fonction de base n'est utilisée, l'équation (3.17) devient :

$$Y(\mathbf{x}) = \beta_0 \hat{y}_{LF}(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}), \tag{3.23}$$

où β_0 est un coefficient inconnu à estimer.

Comme mentionné dans [40, 43], la formulation HK présente plusieurs avantages. Contrairement à d'autres approches de co-krigeage, le HK ne nécessite pas que les vecteurs de conception contenus dans le jeu de données HF soient inclus dans le jeu de données LF. Cela simplifie la mise en œuvre de la méthode, notamment lorsque des problèmes de convergence apparaissent entre les niveaux de fidélité. Un autre avantage de la méthode HK est qu'elle évite la construction d'une grande matrice de covariance croisée [121].

Afin d'illustrer la méthode HK, un test inspiré de l'étude [40] a été réalisé. Ce test consiste à considérer une fonction de référence $y_{HF} = (6x-2)^2 \sin(12x-4)$ et une fonction obtenue à l'aide d'un niveau de fidélité inférieur $y_{LF}(x) = 0{,}5y + 10(x - 0{,}5) - 5$ avec $x \in [0, 1]$. La fonction y_{LF} a été évaluée en $x = \{0{,}0,\ 0{,}1,\ 0{,}2,\ 0{,}3,\ 0{,}4,\ 0{,}5,\ 0{,}6,\ 0{,}7,\ 0{,}8,\ 0{,}9,\ 1{,}0\}$, tandis que la fonction y_{HF} a été évaluée en $x = \{0{,}0,\ 0{,}4,\ 0{,}6,\ 1{,}0\}$. La Figure 3.21 compare les prédictions obtenues à partir d'un modèle ne reposant que sur les données HF (*Krigeage HF*), à celles fournies par le modèle MF construit via la méthode HK. On peut observer que le modèle MF obtenu à l'aide du HK a une capacité de prédiction bien supérieure en comparaison du modèle HF seul.

Par souci de concision, les détails concernant les méthodes UK et HK sont omis ; le lecteur est invité à consulter [40, 113] pour plus d'informations.

3.4 Optimisation basée sur des métamodèles et approche bayésienne

Le but de la SBO est de réduire le nombre d'évaluations coûteuses d'une quantité d'intérêt en s'appuyant sur un modèle de substitution qui l'approxime dans l'espace de conception [33]. En effet, les évaluations de la quantité d'intérêt peuvent être réalisées expérimentalement ou bien numériquement et demandent un investissement important en termes de temps et/ou de coût. Un modèle de substitution a lui l'avantage de pouvoir fournir très rapidement et à un coût quasi nul une approximation de la quantité d'intérêt pour un vecteur $\mathbf{x}$ de conception donné.

Avec la méthode SBO, le modèle de substitution est raffiné de manière itérative après intégration des informations obtenues à partir d'évaluations coûteuses. Puis, ce modèle de substitution est utilisé afin d'identifier les régions prometteuses, ce qui permet de concentrer les évaluations sur les zones susceptibles d'améliorer la fonction objectif [34].

Étant donné que le krigeage est un modèle probabiliste, l'approche BO peut être utilisée [122] pour sélectionner les vecteurs de conception à évaluer. Cette approche repose sur des fonctions d'acquisition pour guider le choix des nouveaux vecteurs de conception.

3.4.1 Fonctions d'acquisition

Les fonctions d'acquisition peuvent être interprétées comme des stratégies d'échantillonnage visant à *exploiter* le modèle de substitution $\tilde{y}$ construit et/ou à *explorer* l'espace de conception. Ce sont elles qui vont piloter l'optimiseur en lui indiquant quels sont les vecteurs de conception $\mathbf{x}$ les plus prometteurs. En phase d'exploration, on privilégiera les points où la variance du modèle substitut est élevée. En phase d'exploitation, comme le problème d'optimisation est un problème de minimisation, on choisira les points où la moyenne du modèle substitut est faible.

Les fonctions d'acquisition peuvent être vues comme des sous-problèmes d'optimisation à résoudre, le gros avantage est que ces problèmes font appel seulement au modèle de substitution $\tilde{y}$ qui est peu coûteux à évaluer. Dans le cadre de cette étude, ces sous-problèmes d'optimisation sont résolus via l'algorithme *Differential Evolution* [111].

Soit $y(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$ la fonction objectif, $\mathbf{x}$ le vecteur de conception, y_{min} la plus petite valeur observée jusqu'à présent et $\tilde{Y}(\mathbf{x}) \sim \mathcal{N}(\mu(\mathbf{x}), \sigma^2(\mathbf{x}))$ le prédicteur gaussien de $y(\mathbf{x})$ obtenu via le modèle de krigeage. La Figure 3.22 permet de visualiser le prédicteur gaussien dans le cas d'un problème à une dimension. Pour tout vecteur de conception $\mathbf{x}$, $\tilde{Y}(\mathbf{x})$ est une variable aléatoire dont on peut exprimer la densité de probabilité comme suit :

$$f_{\tilde{Y}(\mathbf{x})}(Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma(\mathbf{x})} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{Y-\mu(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})}\right)^2\right). \tag{3.24}$$

C'est à partir du prédicteur gaussien que sont construites les fonctions d'acquisition. Dans les paragraphes suivants, plusieurs fonctions d'acquisition ainsi qu'une fonction permettant de prendre en compte la contrainte sont présentées. Puis, un bilan des méthodes utilisées dans l'optimiseur est indiqué dans le dernier paragraphe.

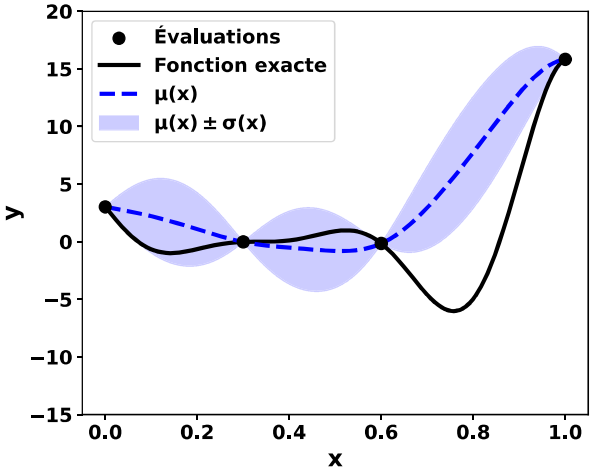


FIG. 3.22 – Visualisation d'un modèle de krigeage.

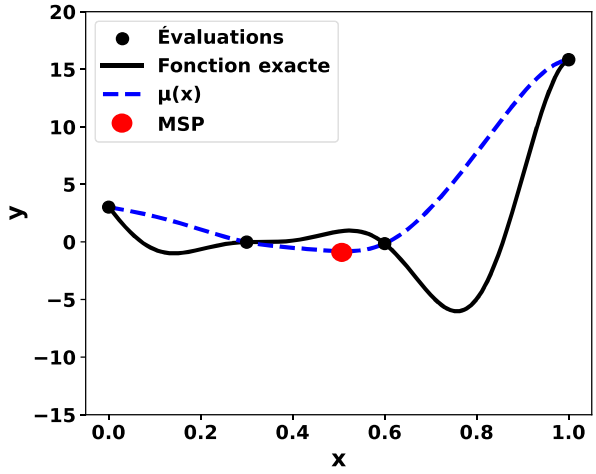


FIG. 3.23 – Visualisation de la valeur identifiée en utilisant la méthode MSP.

MSP : Une fonction d'acquisition peut être construite en cherchant à minimiser la prédiction du modèle (*Minimizing Surrogate Prediction* (MSP) en anglais). Cette fonction d'acquisition réalise de l'exploitation pure et s'exprime comme suit :

$$\mathbf{x}^* = \arg\min_{\mathbf{x}} \mu(\mathbf{x}). \tag{3.25}$$

La Figure 3.23 permet de visualiser la valeur identifiée en utilisant la méthode MSP.

LCB : La borne inférieure de confiance (*Lower Confidence Bound*) LCB($\mathbf{x}$) [123] est définie comme suit :

$$\mathrm{LCB}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) - k \cdot \sigma(\mathbf{x}), \tag{3.26}$$

avec $k > 0$ un paramètre défini par l'utilisateur permettant de contrôler le compromis entre exploitation et exploration. La Figure 3.24 permet de visualiser l'évolution de LCB($\mathbf{x}$) pour k = 1,0.

Lorsque k a une valeur proche de 0, alors, la LCB se réduit à la MSP, c'est-à-dire à une méthode d'exploitation pure. Plus la valeur de k est importante, plus l'exploration est privilégiée. La fonction d'acquisition construite à partir de la LCB s'exprime comme suit :

$$\mathbf{x}^* = \arg\min_{\mathbf{x}} \mathrm{LCB}(\mathbf{x}). \tag{3.27}$$

PI : La probabilité d'amélioration (*Probability of Improvement* (PI) en anglais) [124], correspond à la probabilité d'améliorer — pour un problème de minimisation cela signifie réduire — la valeur de la quantité d'intérêt. Pour un problème de minimisation, la variable représentant l'amélioration (*Improvement* en anglais) est définie comme suit :

$$I(\mathbf{x}) = \max\left(y_{min} - \tilde{Y}(\mathbf{x}),\, 0\right). \tag{3.28}$$

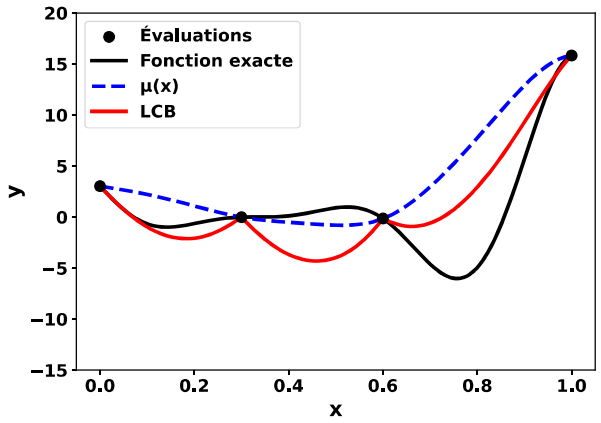


FIG. 3.24 – Visualisation de LCB($\mathbf{x}$) pour $k = 1{,}0$.

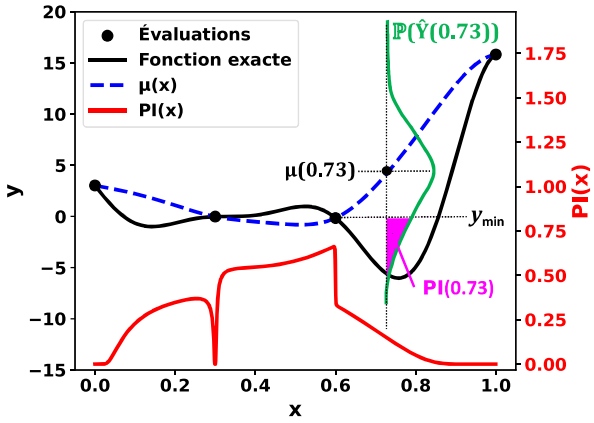


FIG. 3.25 – Visualisation de PI($\mathbf{x}$).

Comme $\tilde{Y}(\mathbf{x})$ est une variable aléatoire, alors $I(\mathbf{x})$ l'est aussi. PI s'exprime comme suit :

$$\mathrm{PI}(\mathbf{x}) = \mathbb{P}\left(I(\mathbf{x}) > 0\right) = \Phi\left(\frac{y_{min} - \mu(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})}\right), \tag{3.29}$$

avec Φ la fonction de répartition pour la loi centrée réduite. La Figure 3.25 permet de visualiser l'évolution de PI($\mathbf{x}$).

Une valeur élevée de PI($\mathbf{x}$) indique que le vecteur de conception $\mathbf{x}$ présente une probabilité importante d'améliorer la quantité d'intérêt. Par conséquent, on cherche à déterminer le vecteur de conception qui maximise cette probabilité. La fonction d'acquisition correspondante s'écrit alors :

$$\mathbf{x}^* = \arg\max_{\mathbf{x}} \mathrm{PI}(\mathbf{x}). \tag{3.30}$$

EI : La fonction (*Expected Improvement*) EI($\mathbf{x}$) [125] correspond à l'espérance de la variable $I(x)$, c'est-à-dire $\mathbb{E}[I(\mathbf{x})]$, qui s'exprime de manière analytique :

$$\mathrm{EI}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \left(y_{\min} - \mu(\mathbf{x})\right)\Phi\left(\dfrac{y_{\min} - \mu(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})}\right) + \sigma(\mathbf{x})\,\phi\left(\dfrac{y_{\min} - \mu(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})}\right) & \text{si } \sigma(\mathbf{x}) > 0 \\ 0 & \text{si } \sigma(\mathbf{x}) = 0 \end{cases}, \tag{3.31}$$

avec ϕ la fonction de densité de probabilité pour une loi normale centrée réduite. La Figure 3.26 permet de visualiser l'évolution de EI($\mathbf{x}$).

sEI : Une fonction d'acquisition notée sEI (*scaled Expected Improvement*) [126] est utilisée dans le processus de sélection, elle s'exprime comme suit :

$$\mathbf{x}^* = \arg\max_{\mathbf{x}} \frac{\mathrm{EI}(\mathbf{x})}{\sqrt{\mathbb{V}[I(\mathbf{x})]}}, \tag{3.32}$$

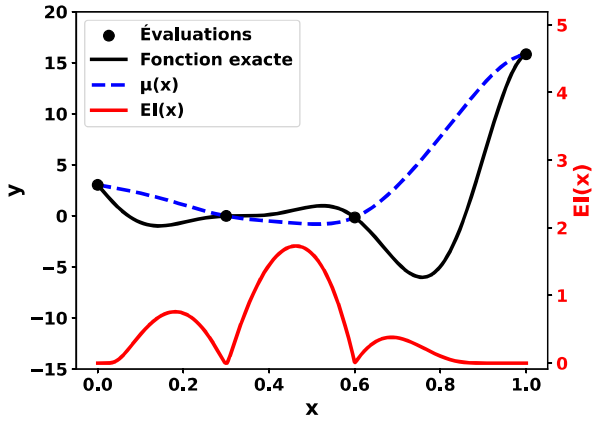


FIG. 3.26 – Visualisation de EI(**x**).

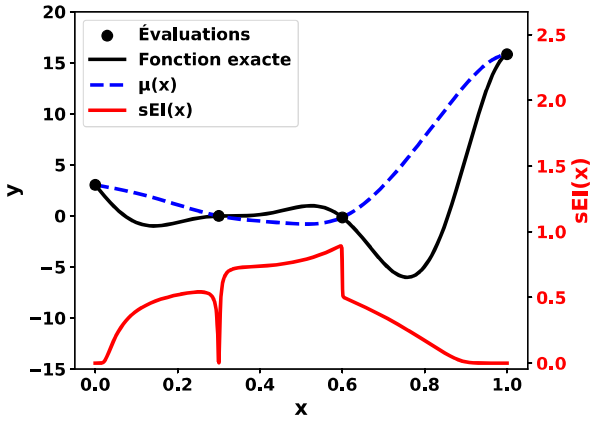


FIG. 3.27 – Visualisation de sEI(**x**).

avec

$$\begin{cases} \mathbb{V}[I(\mathbf{x})] = \sigma^2(\mathbf{x})[(u^2+1)\Phi(u) + u\phi(u)] - [\mathrm{EI}(\mathbf{x})]^2, \\ u = \dfrac{y_{min} - \mu(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})}. \end{cases} \tag{3.33}$$

Une valeur importante de cette fonction indique qu'un gain important et hautement probable est attendu. La Figure 3.27 permet de visualiser l'évolution de sEI(**x**).

À la différence des paragraphes précédents, le paragraphe suivant s'intéresse à la prise en compte d'une contrainte.

PF : La probabilité de faisabilité (*Probability of Feasibility*), notée PF(**x**), est une fonction qui évalue la probabilité qu'un vecteur de conception **x** satisfasse une contrainte donnée.

Soit $c(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$ la fonction contrainte, **x** le vecteur de conception et $\tilde{C}(\mathbf{x}) \sim \mathcal{N}(\mu_c(\mathbf{x}), {\sigma_c}^2(\mathbf{x}))$ le prédicteur gaussien de $c(\mathbf{x})$ obtenu via le modèle de krigeage. Dans le cadre de cette étude, la contrainte est satisfaite lorsque la fonction de contrainte est négative ou nulle, PF(**x**) s'écrit :

$$\mathrm{PF}(\mathbf{x}) = \mathbb{P}\left(\tilde{C}(\mathbf{x}) \leq 0\right) = \Phi\left(\frac{0 - \mu_c(\mathbf{x})}{\sigma_c(\mathbf{x})}\right). \tag{3.34}$$

Plus la valeur de PF(**x**) est proche de 1,0, plus la probabilité de satisfaire la contrainte est importante. Au contraire, une valeur proche de 0 indique qu'il est peu probable que la contrainte soit satisfaite.

Autres fonctions d'acquisitions utilisées dans la littérature : Il existe d'autres fonctions d'acquisition utilisées dans la littérature, mais non implémentées dans l'optimiseur utilisé pour ces travaux. Parmi celles-ci, on peut noter la fonction d'acquisition WB2 [127]. Cette dernière est basée sur une modification de la fonction d'acquisition EI, car il a été observé que la fonction EI pouvait présenter de nombreuses zones à valeurs nulles, ce qui rend le sous-problème d'optimisation associé à la fonction d'acquisition difficile à résoudre. La fonction d'acquisition

WB2 s'exprime comme suit :

$$\mathrm{WB2}(\mathbf{x}) = \mathrm{EI}(\mathbf{x}) - \mu(\mathbf{x}). \tag{3.35}$$

La fonction d'acquisition WB2 présente l'inconvénient de favoriser l'exploitation au détriment de l'exploration, et c'est pour cette raison que la fonction WB2S a été développée [128]. La fonction d'acquisition WB2S s'exprime comme suit :

$$\mathrm{WB2S}(\mathbf{x}) = f_e \cdot \mathrm{EI}(\mathbf{x}) - \mu(\mathbf{x}), \tag{3.36}$$

avec f_e un facteur d'échelle, défini comme :

$$f_e = \begin{cases} \dfrac{\beta_1 \left|\mu(\mathbf{x_{maxEI}})\right|}{\mathrm{EI}(\mathbf{x_{maxEI}})\right]} & \text{si } \mathrm{EI}(\mathbf{x_{maxEI}})] > 0 \\ 1 & \text{si } \mathrm{EI}(\mathbf{x_{maxEI}})] = 0 \end{cases},$$

avec β_1 une constante en pratique fixée à 100,0 et $\mathbf{x_{maxEI}}$ le vecteur de conception qui maximise EI [129].

Fonctions d'acquisitions utilisées dans l'optimiseur : Comme précisé dans la Section 3.2, le problème d'optimisation étudié est contraint. La contrainte est gérée à l'aide d'une méthode de pénalisation, consistant à modifier les fonctions d'acquisition par l'ajout d'un terme de pénalité. Cette prise en compte s'effectue via la fonction $\mathrm{PF}(\mathbf{x})$. Une approche similaire a été employée dans [45].

Les fonctions d'acquisition utilisées par l'optimiseur peuvent être exprimées de manière générique via les deux expressions suivantes :

$$\mathbf{x}^* = \arg\min_{\mathbf{x}} A(\mathbf{x}) + \lambda(1 - \mathrm{PF}(\mathbf{x})), \tag{3.37}$$

$$\mathbf{x}^* = \arg\min_{\mathbf{x}} B(\mathbf{x}) \times \mathrm{PF}(\mathbf{x}), \tag{3.38}$$

où $A(\mathbf{x}) = \{-\mathrm{EI}(\mathbf{x}), -\mathrm{sEI}(\mathbf{x}), -\mathrm{PI}(\mathbf{x}), \mathrm{LCB}(\mathbf{x})\}$, $B(\mathbf{x}) = \{-\mathrm{EI}(\mathbf{x}), -\mathrm{sEI}(\mathbf{x}), -\mathrm{PI}(\mathbf{x})\}$ et $\lambda = 10000, 0$.

Pour $\mathrm{LCB}(\mathbf{x})$ les valeurs de k choisies (Eq. 3.26) sont les suivantes : k = {−3,0, −2,0, −1,0, 0,0, 1,0, 2,0, 3,0}.

$\mathrm{PI}(\mathbf{x})$ (Eq. 3.29), $\mathrm{EI}(\mathbf{x})$ (Eq. 3.31) et $\mathrm{sEI}(\mathbf{x})$ (Eq. 3.32 et Eq. 3.33) sont définis à partir de y_{min}. En pratique, au lieu de y_{min} on choisira $\xi \cdot y_{min}$, avec ξ = {0,7, 0,8, 0,9, 1,0, 1,1}. Cela permet d'augmenter le nombre de fonctions d'acquisition et ainsi d'avoir des critères supplémentaires de sélection.

Au total, l'expression de la fonction d'acquisition donnée en Eq. 3.37 conduit à 22 variantes, tandis que celle de l'Eq. 3.38 en génère 15, soit 37 fonctions d'acquisition au total.

Afin de réduire le nombre d'évaluations nécessaires à chaque itération, une méthodologie va être mise en place pour sélectionner parmi les 37 vecteurs de conception ceux à tester. Cette méthodologie est présentée dans la section suivante.

3.4.2 Sélection des géométries identifiées par les fonctions d'acquisition

Comme discuté dans la partie précédente, les fonctions d'acquisition permettent de réaliser un premier tri afin d'identifier les géométries prometteuses. Cependant, un total de 37 vecteurs de conception est proposé par les fonctions d'acquisition, ce nombre est important et peut être prohibitif. Par conséquent, une sélection, basée sur ce premier tri, est effectuée afin de réduire le nombre d'évaluations à réaliser. En pratique, l'utilisateur fixe le nombre d'évaluations n_{eval} qu'il souhaite à chaque itération.

Cette sélection est illustrée étape par étape à l'aide des Figures 3.28, 3.29, 3.30, 3.31 et est détaillée dans le texte qui suit. Afin de simplifier la lecture des figures, au lieu de 37 géométries sélectionnées par les fonctions d'acquisition, seulement 22 sont représentées et $n_{eval} = 4$. Le processus de sélection se décompose en quatre étapes :

— La première étape est illustrée dans la Figure 3.28. Dans le texte qui suit, le vecteur de conception associé à la meilleure géométrie observée jusqu'à présent — représentée par une croix rose dans la Figure 3.28 — est noté $\mathbf{x}^-$. La première étape consiste à enlever tous les vecteurs de conception considérés comme trop proches de $\mathbf{x}^-$. Pour évaluer la distance dans l'espace de conception entre $\mathbf{x}^-$ et un autre vecteur de conception $\mathbf{x}$ la norme euclidienne est considérée :

$$\left\|\mathbf{x}^- - \mathbf{x}\right\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{d}(x_i^- - x_i)^2},$$

avec d la dimension de l'espace de conception (dans cette étude $d = 12$), x_i^- et x_i les ièmes composantes des vecteurs $\mathbf{x}^-$ et $\mathbf{x}$ respectivement. Si $\|\mathbf{x}^- - \mathbf{x}\|_2 < \text{TOL}$ alors le vecteur de conception $\mathbf{x}$ n'est pas conservé ; la valeur de TOL est fixée à 10^{-3}.

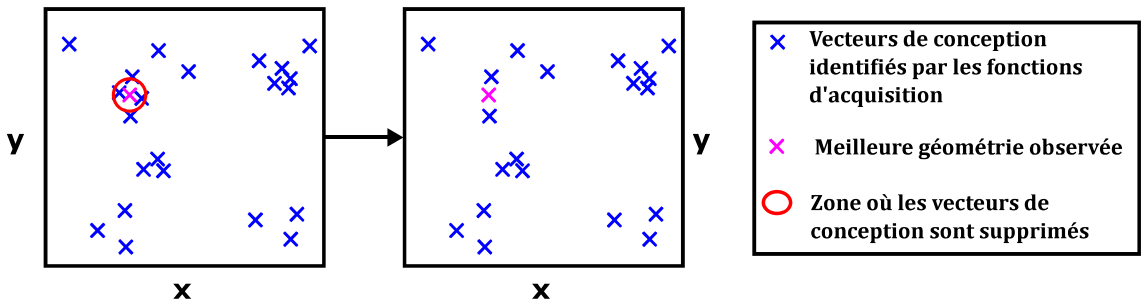


FIG. 3.28 – Première étape de sélection.

— La deuxième étape (Fig. 3.29), consiste à enlever les vecteurs de conception trop similaires. La mesure de similarité, comme pour l'étape 1, se fait via la norme euclidienne. Soit $\mathbf{x}^1$ et $\mathbf{x}^2$ deux vecteurs de conception. Alors un seul vecteur de conception parmi les deux sera conservé si $\|\mathbf{x}^1 - \mathbf{x}^2\|_2 < \text{TOL}$.

TOL	$\mathbf{EI_{min}}$	$\mathbf{PF_{min}}$
10^{-3}	10^{-6}	10^{-4}

TAB. 3.3 – Récapitulatif des valeurs seuils utilisées.

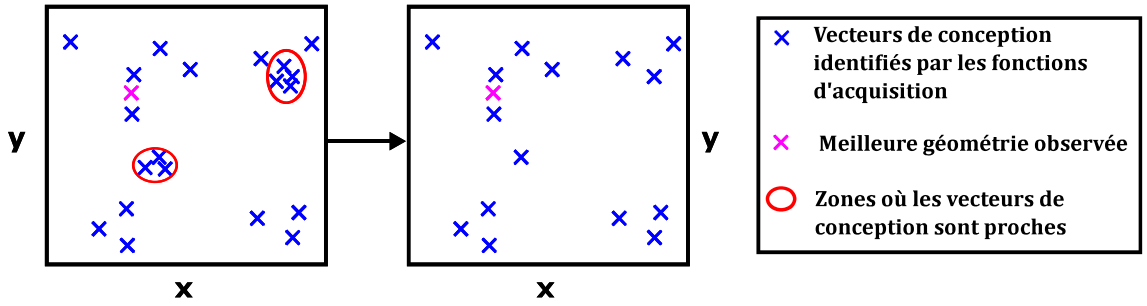


FIG. 3.29 – Deuxième étape de sélection.

— La troisième étape (Fig. 3.30) cherche à vérifier que les vecteurs de conception proposés peuvent de manière effective améliorer la valeur de la fonction objectif et respecter la contrainte. Cette vérification s'effectue à l'aide des calculs de $\mathrm{EI}(\mathbf{x})$ et de $\mathrm{PF}(\mathbf{x})$, dont les valeurs sont ensuite comparées à des valeurs seuils : EI_{min} et PF_{min} (voir Tableau 3.3). En effet, si $\mathrm{EI}(\mathbf{x}) > \mathrm{EI}_{min}$ et $\mathrm{PF}(\mathbf{x}) > \mathrm{PF}_{min}$ alors le vecteur de conception $\mathbf{x}$ est conservé.

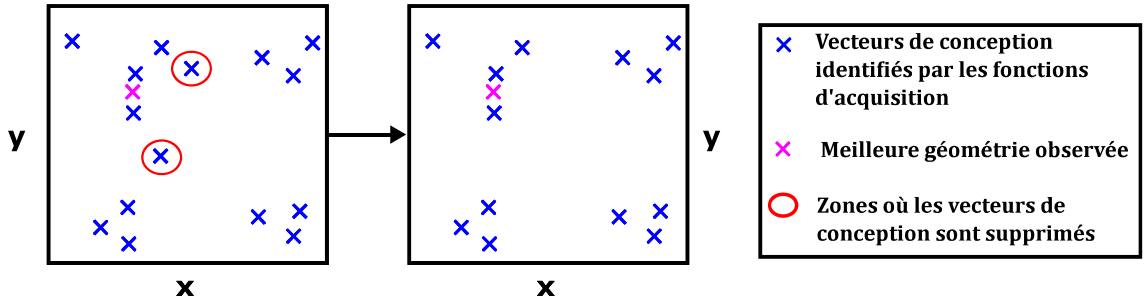


FIG. 3.30 – Troisième étape de sélection.

— Afin de sélectionner seulement n_{eval} vecteurs de conception parmi ceux restants, l'algorithme k-means [130] est utilisé. Cet algorithme est employé afin de regrouper les différents vecteurs de conception en clusters (Fig. 3.31). Pour chaque cluster un barycentre est identifié. Le nombre de clusters de l'algorithme est fixé à n_{eval}. Finalement, pour chaque cluster, le vecteur de design le plus proche selon la norme euclidienne du barycentre correspondant est conservé.

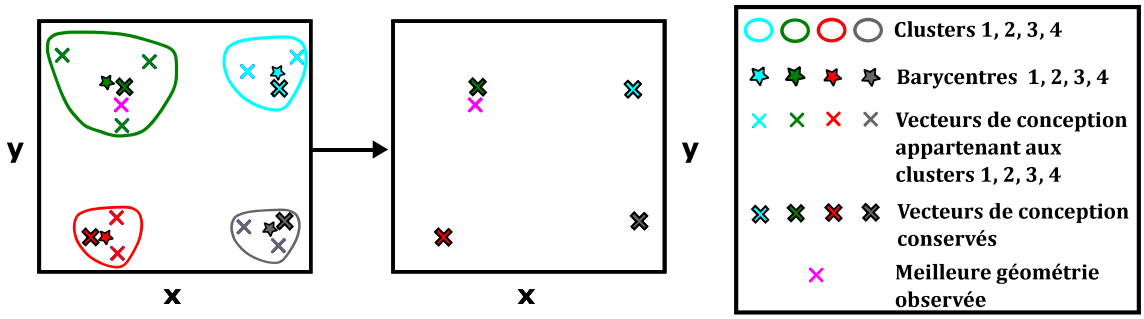


FIG. 3.31 – Quatrième étape de sélection.

3.4.3 Bilan des étapes de la méthode SBO utilisée dans cette étude

La Figure 3.32 permet d'illustrer l'enchaînement des différentes étapes lors de l'utilisation de la méthode SBO. Ces étapes sont décrites ci-dessous :

— Au départ, comme aucune information n'est encore disponible sur la fonction objectif ou la fonction contrainte, l'espace de conception est échantillonné à l'aide d'une méthode LHS [131] (*Latin Hypercube Sampling*), permettant de générer un DoE initial, tout en réduisant la disparité d'échantillonnage.

— Les vecteurs échantillonnés dans l'espace de conception sont ensuite traduits en termes de distribution de corde, d'épaisseur et d'angle de calage, via la méthode décrite dans 3.1.2.3.

— Ces distributions modifiées permettent de générer de nouvelles géométries de pales.

— Pour ces nouvelles géométries de pales, des simulations sont réalisées. En fonction du niveau de fidélité choisi, les calculs sont effectués à l'aide de l'approche RANS ou BEMT.

— À l'issue de ces simulations, des valeurs pour C_P ainsi que pour C_T sont obtenues.

— Les valeurs de C_P et C_T, couplées aux vecteurs de conception, sont utilisées afin de construire les modèles de substitution. Les modèles sont construits via du UK si un seul niveau de fidélité est utilisé, ou via du HK si des données pour deux niveaux de fidélité sont disponibles.

— Si les critères d'arrêt sont atteints, que ce soit en termes de nombre de simulations ou d'itérations sans amélioration notable de la fonction objectif, alors l'optimisation est terminée. Dans le cas contraire, de nouveaux vecteurs de conception sont identifiés à l'aide des fonctions d'acquisition décrites dans 3.4.1.

— Puis, tel que décrit dans 3.4.2, une sélection des vecteurs de conception est réalisée. Une autre boucle d'optimisation est alors effectuée jusqu'à ce que les critères d'arrêt soient atteints.

Il est important de noter que le processus illustré par cette figure fonctionne pour chaque niveau de fidélité mais ne permet pas de comprendre le couplage entre eux. Ce couplage se fait via l'utilisation du krigeage hiérarchique et est présenté dans la section suivante.

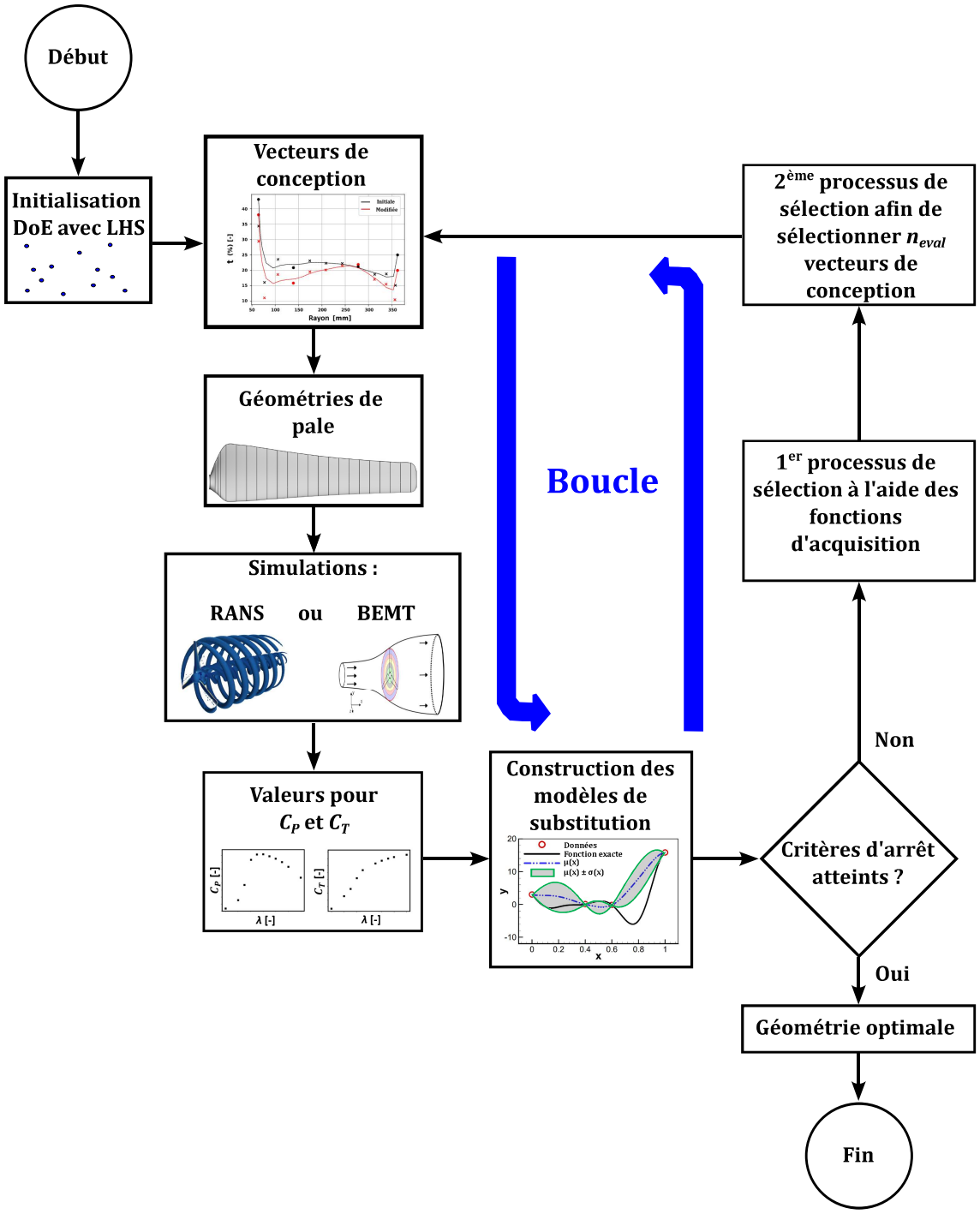


FIG. 3.32 – Diagramme représentant les différentes étapes de la méthode SBO.

3.5 Optimisation multi-fidélité basée sur du krigeage hiérarchique

Comme indiqué précédemment, des modèles de substitution sont construits afin d'approximer des fonctions coûteuses à évaluer. Dans cette étude, les fonctions coûteuses sont la fonction objectif et la fonction de contrainte. Les principales étapes de la méthode d'optimisation MF utilisée dans cette étude sont présentées dans la Figure 3.33 et expliquées ci-dessous.

La première étape du processus d'optimisation MF utilise l'approche LF. Pour la fonction objectif comme pour la fonction de contrainte, des modèles UK sont construits en utilisant une fonction de base constante ainsi qu'une fonction de base linéaire (Eq. 3.16). Le DoE initial, noté $\mathcal{D}_{LF}^{LHS} = \left\{\mathbf{x}_i, y_{LF_i}^o, y_{LF_i}^c\right\}_{i\in[1,\ldots,\ n_{LF}^{LHS}]}$, est généré à l'aide de la méthode LHS. Ici, $\mathbf{x}_i$ représente un vecteur de conception, $y_{LF_i}^o$ une valeur obtenue pour la fonction objectif, $y_{LF_i}^c$ une valeur obtenue pour la fonction de contrainte, et n_{LF}^{LHS} la taille du DoE. L'ensemble $\mathcal{D}_{LF}$ désigne le DoE contenant toutes les données issues des simulations LF. À l'initialisation, $\mathcal{D}_{LF}$ est égal à $\mathcal{D}_{LF}^{LHS}$, mais il est mis à jour au fur et à mesure que de nouveaux résultats de simulation LF sont ajoutés.

Après la première mise à jour du modèle de krigeage, de nouveaux vecteurs de conception sont sélectionnés à l'aide de la méthode SBO (voir Section 3.4). Les géométries sont évaluées de manière itérative, et les modèles de krigeage sont mis à jour en conséquence. Lorsque les critères d'arrêt sont atteints, les simulations BEMT sont interrompues. Pour la fonction objectif, la moyenne prédictive et la variance prédictive sont notées respectivement $\hat{y}_{LF}^o(\mathbf{x})$ et $\hat{\sigma}^2_{y_{LF}^o}(\mathbf{x})$. Pour la fonction de contrainte, elles sont notées $\hat{y}_{LF}^c(\mathbf{x})$ et $\hat{\sigma}^2_{y_{LF}^c}(\mathbf{x})$.

Dans la seconde étape du processus d'optimisation MF, une procédure similaire est appliquée en utilisant l'approche HF. Toutefois, contrairement à la première phase qui utilise du UK, les modèles de substitution sont ici construits avec du HK, aussi bien pour la fonction objectif que pour la fonction de contrainte. Pour la fonction objectif, le vecteur de fonctions de base défini par l'utilisateur, utilisé pour construire les modèles de substitution, est composé d'une fonction de base constante et de $\hat{y}_{LF}^o(\mathbf{x})$. Pour la fonction de contrainte, la procédure est identique, à la différence près que $\hat{y}_{LF}^o(\mathbf{x})$ est remplacée par $\hat{y}_{LF}^c(\mathbf{x})$. Afin de simplifier la notation dans la Figure 3.33, le vecteur de fonctions de base défini par l'utilisateur pour le modèle HF est noté $\hat{y}_{LF}^o(\mathbf{x})$ pour la fonction objectif et $\hat{y}_{LF}^c(\mathbf{x})$ pour la contrainte.

Le plan d'expériences initial utilisé pour initialiser le modèle de krigeage HF, $\mathcal{D}_{HF}^{LHS}$, est basé sur les résultats de l'optimisation LF (Figure 3.34). Plus précisément, la méthode LHS est utilisée dans un espace de conception réduit centré autour de la géométrie optimale identifiée par le modèle LF. De plus, le vecteur de conception optimal obtenu avec l'approche LF est inclus dans $\mathcal{D}_{HF}^{LHS}$.

Il est important de souligner que l'ensemble des procédures d'optimisation décrites dans cette étude ont été mises en œuvre à l'aide d'un code développé en interne [45]. La sélection du modèle LF, quant à elle, s'appuie sur un calcul de corrélation suivi d'une calibration, comme expliqué dans la section suivante.

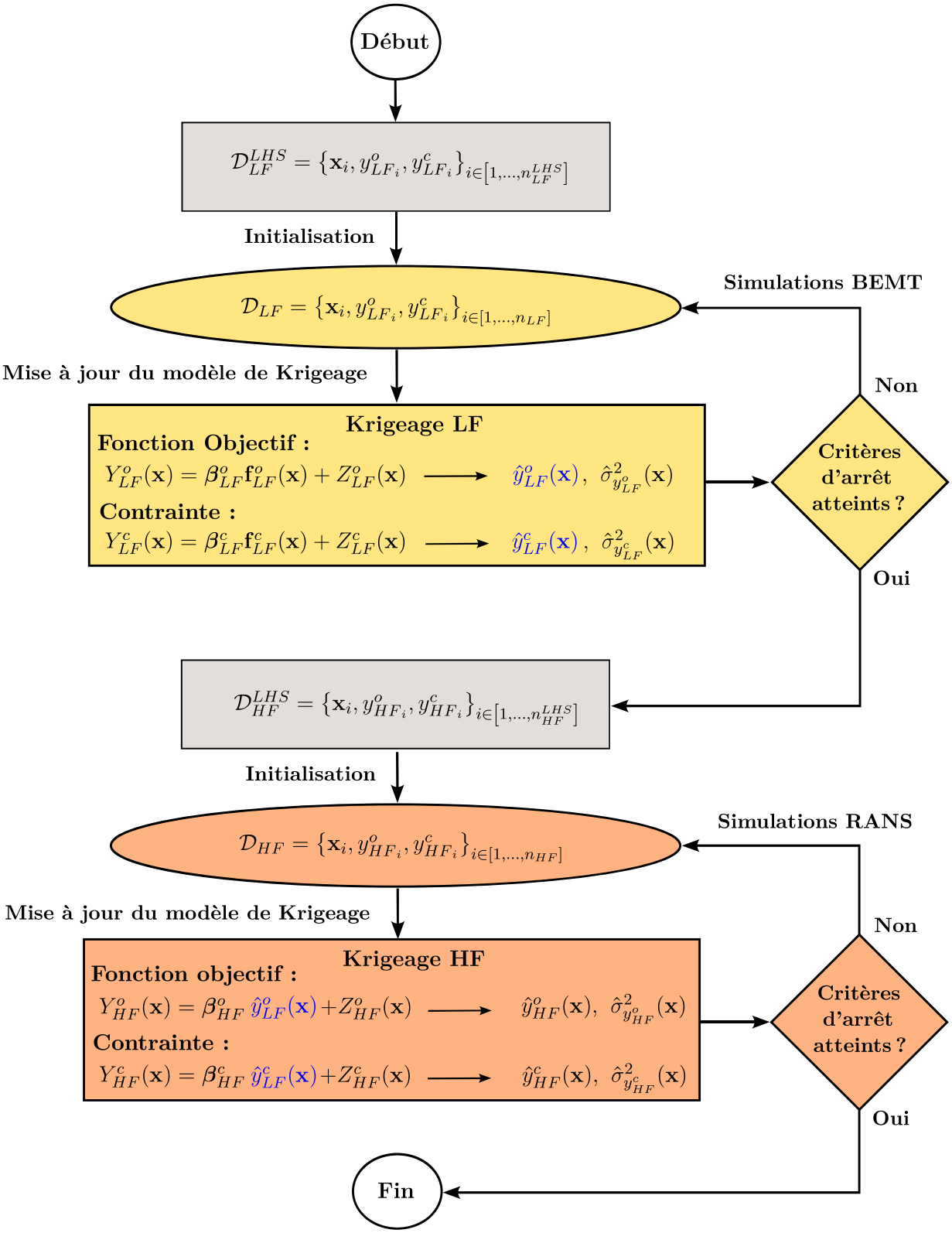


FIG. 3.33 – Diagramme représentant la construction des modèles de krigeage MF via le HK.

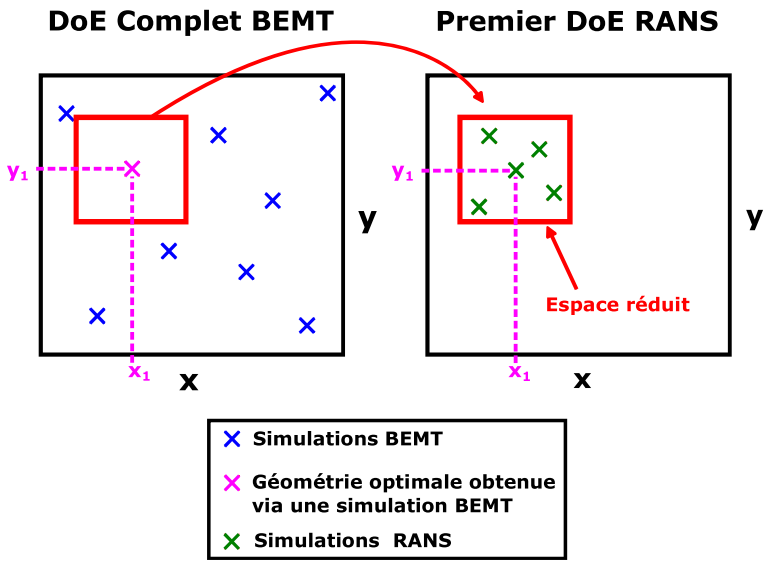


FIG. 3.34 – Initialisation de la deuxième étape de l'approche MF. Les calculs RANS sont réalisés dans un espace de conception réduit, centré sur la meilleure géométrie obtenue lors de la première étape (BEMT).

3.6 Calibration du modèle BEMT

L'étape de calibration consiste à déterminer les paramètres BEMT laissés libres (Re, TI, TE, F_{tip}, F_{hub}, γ_θ, voir section 2.2 pour plus de détails), de manière à maximiser la corrélation entre les simulations RANS et BEMT. Dans cette étude, le niveau de corrélation est évalué à l'aide du coefficient de Spearman κ [52].

En pratique, le coefficient κ est calculé à partir de données RANS et BEMT et permet d'évaluer dans quelle mesure les performances des différentes géométries, quantifiées par les coefficients C_P ou C_T, sont classées de manière similaire pour les deux approches. Un score κ élevé implique que les performances des différentes géométries sont ordonnées de la même manière pour les approches BEMT et RANS.

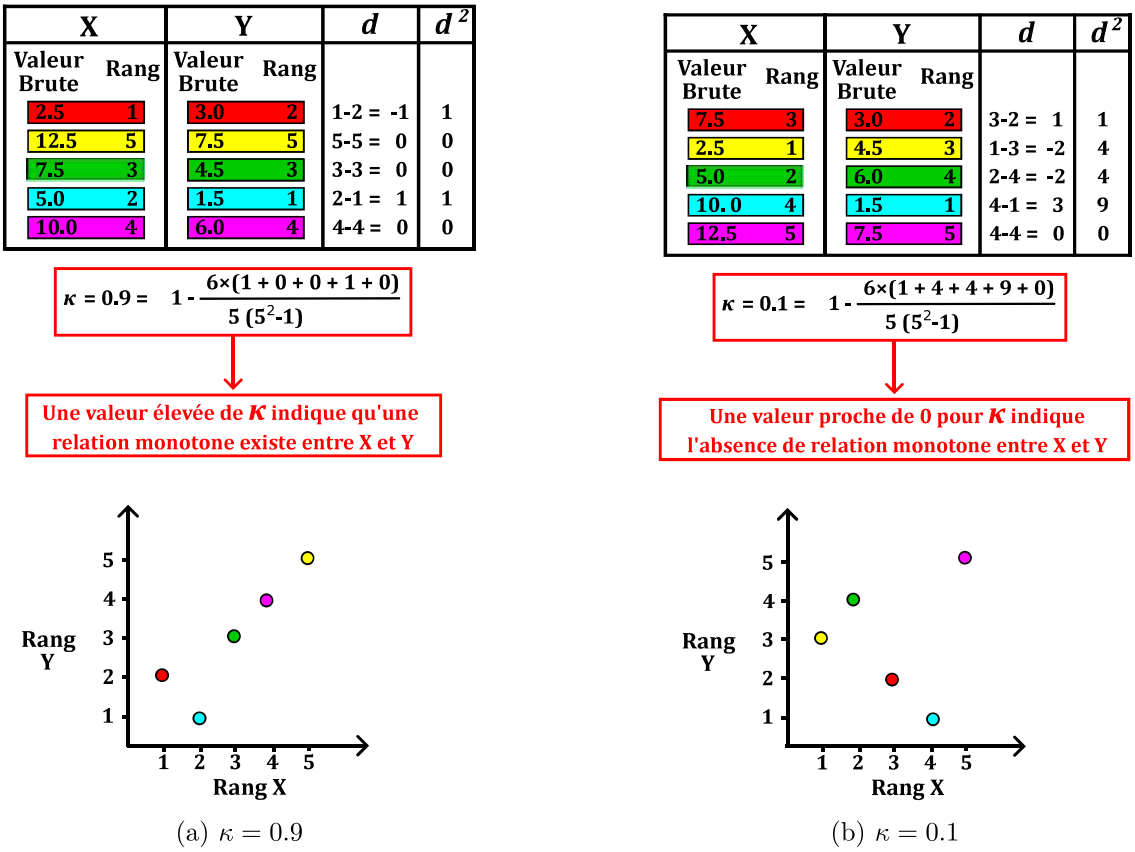
Cette section se compose de deux paragraphes. Le premier présente des rappels théoriques sur la corrélation de Spearman, le second décrit le processus de calibration pour le modèle BEMT.

Rappels théoriques pour le score de corrélation de Spearman : Le score de corrélation de Spearman κ est calculé via l'équation suivante [132] :

$$\kappa = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n(n^2-1)}, \tag{3.39}$$

où n est la taille de l'échantillon et d_i est la différence entre les rangs attribués par les deux méthodes pour le i-ème échantillon.

La corrélation de Spearman est une mesure de corrélation par rang, qui évalue la relation monotone entre deux variables en se basant sur leurs rangs plutôt que sur leurs valeurs brutes.



(a) $\kappa = 0.9$ (b) $\kappa = 0.1$

FIG. 3.35 – Calcul du coefficient de corrélation de Spearman entre deux variables — X et Y — dans le cas d'un score élevé ($\kappa = 0{,}9$, à gauche) et d'un score proche de zéro ($\kappa = 0{,}1$, à droite).

Une relation monotone entre deux variables signifie que, si l'une change dans une certaine direction, l'autre évolue de manière cohérente. Une relation monotone positive implique que les deux variables augmentent ou diminuent ensemble, tandis qu'une relation monotone négative signifie que lorsque l'une augmente, l'autre diminue. La corrélation de Spearman varie de -1 à 1, où 1 correspond à une relation monotone strictement positive, et -1 à une relation monotone strictement négative. La Figure 3.35 présente la méthode de calcul de κ dans le cas où deux variables sont fortement ou faiblement corrélées.

Calibration à l'aide du score de corrélation de Spearman : Un total de six paramètres est considéré pour la calibration du modèle BEMT : TE, TI, Re, γ_θ, F_{tip} et F_{hub} (voir section 2.2 pour plus de détails). L'objectif de l'étape de calibration est de fixer l'ensemble de ces paramètres.

Parmi ces six paramètres, trois sont des variables catégorielles discrètes — TE, F_{tip} et F_{hub} — tandis que les trois autres — TI, Re et γ_θ — sont continues. Afin de simplifier la calibration, seules quelques valeurs ont été testées pour les variables continues. Le Tableau 3.4 présente l'ensemble des valeurs considérées pour chaque paramètre, menant à un total de 576 combinaisons possibles.

Re	**TI**	**TE**	$\mathbf{F_{tip}}$	$\mathbf{F_{hub}}$	γ_θ
$1{,}0 \times 10^5$	1,0	Tronqué	Sans correction	Sans correction	0,0
$2{,}5 \times 10^5$	2,0	Non tronqué	Glauert	AERODYN NREL	1,0
$5{,}0 \times 10^5$	3,0	-	Prandtl	-	2,0
$1{,}0 \times 10^6$	-	-	-	-	3,0

TAB. 3.4 – Valeurs des paramètres BEMT utilisées lors de l'étape de calibration.

Dans notre étude précédente [133], la calibration de la BEMT était basée sur la minimisation de l'erreur entre les valeurs prédites et celles obtenues expérimentalement pour C_P et C_T. Ces valeurs étaient obtenues pour la géométrie de référence et différents λ. Cette approche présente trois limites :

— Premièrement, cette analyse ne prend en compte qu'une seule géométrie : la turbine de référence. Cette analyse ne permet donc pas de s'assurer de la pertinence du modèle BEMT choisi lorsque la géométrie est modifiée.

— Deuxièmement, les données expérimentales disponibles sont limitées : l'IFREMER a fourni des valeurs de C_P et C_T pour seulement 11 valeurs différentes de λ (Figure 2.32). Par ailleurs, il convient de noter que le présent travail porte sur l'optimisation pour une valeur fixe de λ, égale à 4,0. Il n'est donc pas garanti qu'une calibration du BEMT basée sur un large éventail de valeurs de λ soit adaptée à ce cas spécifique.

— Troisièmement, la calibration ne tient pas compte des données issues des simulations RANS. Se baser uniquement sur les données expérimentales ne garantit pas une bonne corrélation entre les prédictions du modèle BEMT et les résultats RANS. Or, cette corrélation est essentielle, puisque l'objectif final est d'exploiter les calculs BEMT pour guider l'optimiseur dans l'exploration de l'espace de conception, et ainsi orienter le choix des simulations RANS à réaliser.

Les limites identifiées lors de cette première étude nous ont conduit à utiliser une approche différente pour calibrer le modèle BEMT. Par la suite, l'accent a été mis sur la maximisation du score de corrélation de Spearman κ, entre les calculs BEMT et RANS. Étant donné que la fonction objectif repose sur le coefficient C_P, κ est calculé à partir des valeurs de C_P issues des simulations BEMT et RANS. La Figure 3.36 illustre la méthodologie utilisée. Cette méthodologie est décrite ci-dessous.

Un ensemble, noté *LHS-calibration*, constitué de 30 vecteurs obtenus par un échantillonnage de type LHS sur l'ensemble de l'espace de conception, est utilisé lors de l'étape de calibration. Les vecteurs contenus dans cet ensemble ont été évalués à l'aide de simulations RANS et BEMT. On désigne par $\mathcal{C}_{HF}$ le jeu de données regroupant les valeurs de C_P issues des simulations RANS pour l'ensemble *LHS-calibration* :

$$\mathcal{C}_{HF} = \{C_{P\text{-}HF}(\mathbf{x}_i)\}_{1 \leq i \leq 30}\,, \tag{3.40}$$

où $C_{P\text{-}HF}(\mathbf{x}_i)$ est la $i^{\text{ème}}$ valeur de C_P obtenue à partir des simulations HF, i indexant les différentes géométries contenues dans l'échantillon *LHS-calibration*.

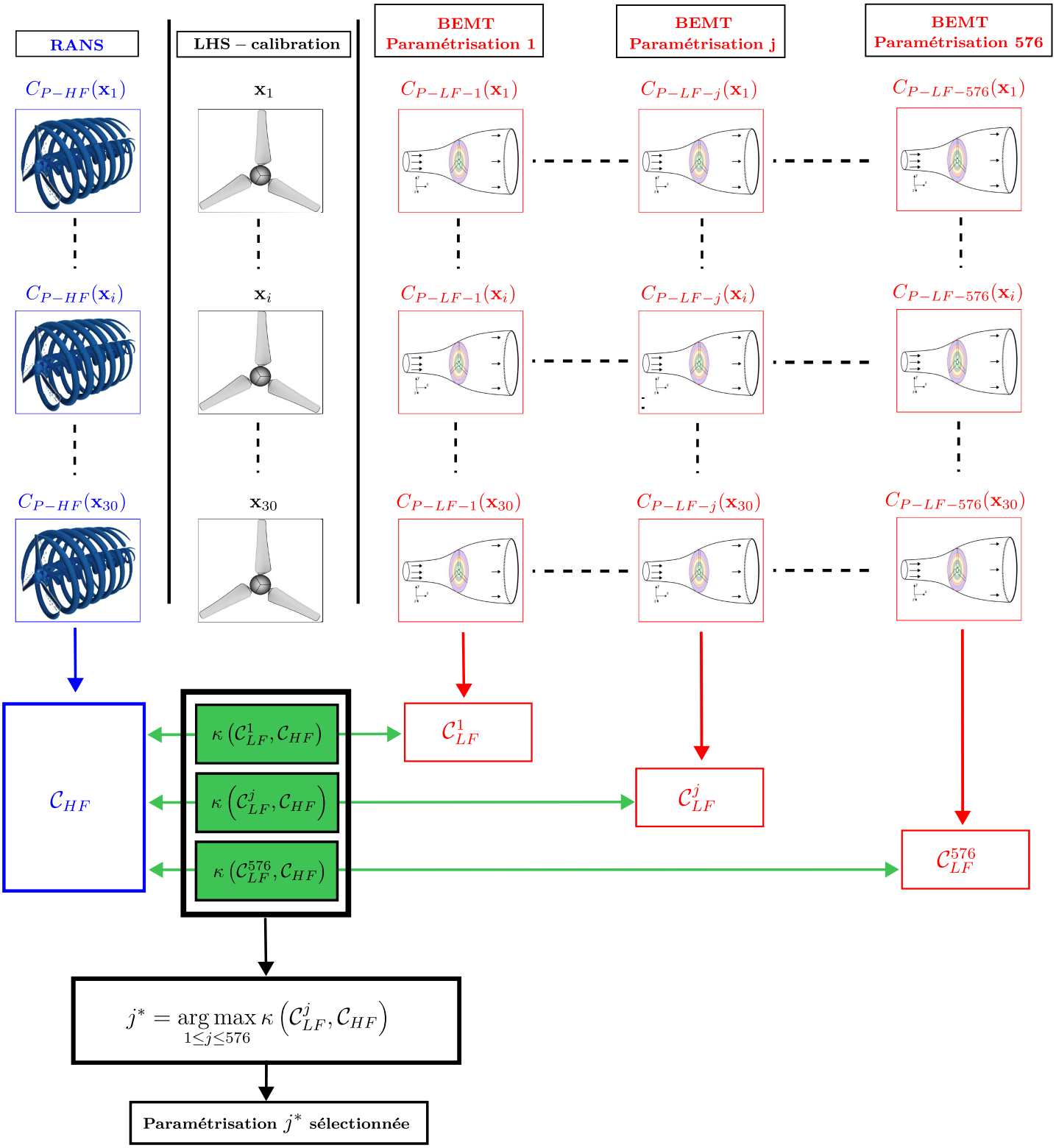


FIG. 3.36 – Représentation schématique du processus de calibration.

Chaque modèle BEMT est défini par un ensemble de six paramètres :

$$LF\text{-}j = \{Re(j), F_{tip}(j), F_{hub}(j), TE(j), TI(j), \gamma_\theta(j)\}\,, \quad \text{for } 1 \leq j \leq 576, \tag{3.41}$$

où l'indice j identifie les différents modèles LF, de sorte que $LF\text{-}j$ correspond aux paramètres définissant le $j^{\text{ème}}$ modèle BEMT. Les ensembles de valeurs de C_P issues des simulations LF sont définis par :

$$\mathcal{C}_{LF}^{j} = \{C_{P\text{-}LF\text{-}j}(\mathbf{x}_i)\}_{1\leq i\leq 30}\,, \quad \text{for } 1 \leq j \leq 576. \tag{3.42}$$

L'objectif est d'identifier le modèle BEMT qui maximise la corrélation de Spearman avec les simulations RANS, ce qui s'écrit formellement :

$$j^* = \underset{1\leq j\leq 576}{\arg\max}\ \kappa\left(\mathcal{C}_{LF}^{j}, \mathcal{C}_{HF}\right). \tag{3.43}$$

Tous les calculs BEMT liés à l'étape de calibration ont été réalisés en moins de 24 heures.

La méthode utilisée pour l'étape de calibration est désormais explicitée. Les résultats de cette étape sont présentés dans le chapitre suivant, plus précisément dans la section 4.1.3.

CHAPITRE 4

Analyse et résultats

Sommaire

4.1 Choix du modèle basse fidélité **110**
4.1.1 RANS déraffiné 110
4.1.2 Modélisation Euler 114
4.1.3 Modèle BEMT calibré 117
4.2 Résultats d'optimisation **119**
4.2.1 Optimisation 120
4.2.2 Analyse Physique 123
4.3 Étude du modèle multi-fidélité RANS-BEMT **132**
4.3.1 Études préliminaires 132
4.3.2 Paramétrisation des modèles de krigeage LF 136
4.3.3 Performances des modèles de krigeage MF et mono-fidélité 140

Ce chapitre porte sur l'analyse et les résultats obtenus lors de ce travail de thèse. L'objectif de ces travaux a été de réaliser une approche MF pour effectuer l'optimisation de pales d'hydrolienne. Afin de conserver un coût raisonnable avec les moyens de calcul mis à disposition, le modèle HF qui a été choisi est une approche RANS stationnaire. Il restait ensuite à choisir le modèle LF à utiliser. Plusieurs pistes ont alors été explorées, au total, il y en a eu 3. Ces 3 tentatives sont l'objet de la première partie de ce chapitre (Section 4.1) et peuvent être décrites de manière succincte de la manière suivante :

— *Utilisation de maillages déraffinés* (Section 4.1.1), afin de faire baisser le coût en calcul.

— *Utilisation d'une modélisation de fluide non visqueux* (Section 4.1.2), ce qui permet de ne pas avoir à utiliser un modèle de turbulence tout en évitant la génération d'une couche limite ce qui a pour conséquence de réduire le nombre de mailles.

— *Utilisation de la méthode BEMT* (Section 4.1.3), avec sélection de la paramétrisation à l'aide d'une méthode de calibration utilisant le score de corrélation de Spearman.

Parmi ces trois tentatives, les deux premières se sont révélées infructueuses et seulement la dernière méthode — basée sur la BEMT — a permis d'apporter un gain par rapport à une méthode utilisant seulement le modèle HF. Dans la Section 4.2, des résultats d'optimisations permettant de comparer l'approche MF à une approche utilisant seulement des données HF sont présentés ainsi que l'analyse physique associée. Puis, dans une dernière partie (Section 4.3), est présentée une étude qui permet d'évaluer de manière plus précise les performances du modèle MF.

4.1 Choix du modèle basse fidélité

L'idée initiale est d'identifier un modèle LF qui, couplé à l'approche RANS, permette d'obtenir des résultats satisfaisants en termes d'optimisation. Pour évaluer à quel point les différents modèles LF sont prometteurs, le score de corrélation de Spearman a été utilisé. Trois parties distinctes sont utilisées afin de présenter les différents modèles LF testés. La première partie (Section 4.1.1) est consacrée à une approche utilisant un maillage déraffiné. La seconde partie se concentre sur une approche où la viscosité du fluide est négligée. Enfin, la troisième et dernière partie porte sur une approche utilisant la BEMT.

4.1.1 RANS déraffiné

L'idée d'obtenir un modèle LF à l'aide de maillages déraffinés est exploitée dans la littérature. En effet, dans l'étude [49], l'auteur présente une stratégie permettant, à l'aide de plusieurs niveaux de maillages, de réaliser une optimisation MF. L'une des limitations explicitement indiquées dans les conclusions de cette étude concerne la calibration des maillages correspondants aux niveaux de fidélité inférieurs. En effet, cette calibration, qui correspond à l'étape à laquelle sont fixés les paramètres en maillages des modèles de fidélité inférieure, se fait via une géométrie de référence. Le souci est qu'une telle approche ne permet pas de vérifier que les modèles sont cohérents dans l'ensemble de l'espace de conception. Elle vérifie seulement que, pour la géométrie de départ, les différents niveaux de fidélité minimisent leurs erreurs de prédiction par rapport au niveau HF. Cependant, en pratique, ce qui intéresse l'utilisateur d'un code d'optimisation n'est pas *in fine* d'avoir la meilleure prédiction des performances pour une géométrie donnée, mais plutôt d'identifier la géométrie optimale dans l'espace de conception.

Dans le cadre de notre étude, un test a été réalisé afin d'évaluer la possibilité de mettre en œuvre une optimisation MF fondée sur un modèle LF construit à partir de calculs RANS effectués sur des maillages déraffinés. Afin d'éviter les limitations indiquées dans [49], l'évaluation de la performance du modèle LF construit se fait non pas à l'aide d'une géométrie de référence mais à l'aide de plusieurs géométries choisies aléatoirement dans l'espace de conception. En pratique, la performance est évaluée via le calcul du score de corrélation de Spearman.

Ce calcul se fait à partir de deux DoE qui contiennent des vecteurs de conception identiques mais pour lesquels les valeurs de C_P ou de C_T sont obtenues soit à l'aide du maillage nominal

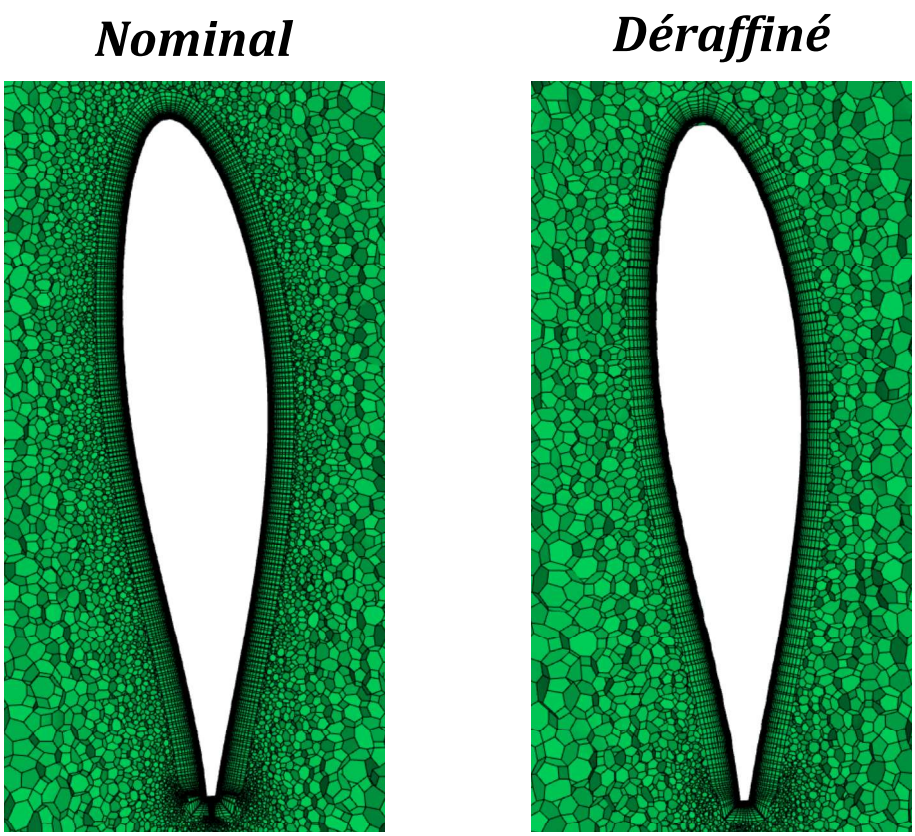


FIG. 4.1 – Comparison du maillage nominal (gauche) et déraffiné (droite).

— modèle HF — soit avec le maillage déraffiné — modèle LF. Le score de corrélation peut se calculer ensuite soit en prenant en compte les valeurs de C_P soit à partir des valeurs de C_T. Les DoE en question contiennent 30 vecteurs de conception distincts et sont obtenus par LHS. On peut remarquer que le calcul de corrélation décrit ici est identique à ceux présentés dans la section 3.6.

Il est important de préciser que le maillage au niveau de la couche limite pour le modèle déraffiné conserve la même épaisseur pour la première maille à proximité des parois et le même nombre de mailles dans la direction normale afin de conserver une valeur de y^+ toujours inférieure à 1,0 (Figure 4.1). Les calculs réalisés à l'aide du maillage déraffiné possèdent 3,6 fois moins de mailles. Les calculs, pour un même nombre d'itérations que pour le cas nominal, demandent 3,7 fois moins de temps.

Pour une même géométrie, les résidus ainsi que l'évolution des quantités d'intérêt sont présentés pour un calcul RANS avec le maillage nominal et avec le maillage déraffiné (voir figures 4.2, 4.3, 4.4 et 4.5). On peut observer que les résidus ainsi que les vitesses de convergence sont relativement proches pour les deux méthodes. Cependant, un écart important peut être constaté pour les prédictions du couple (14.8 %) et de la force de poussée (3.3 %). Ces écarts proviennent principalement de différences de pression au niveau des extrémités des pales. Ces régions, étant les plus éloignées de l'axe de rotation, leur influence sur le couple — via le bras de levier — est donc amplifiée, ce qui explique une variation plus marquée de cette grandeur.

Les résultats de corrélation, présentés par valeurs brutes, ou par rang, sont illustrés pour les

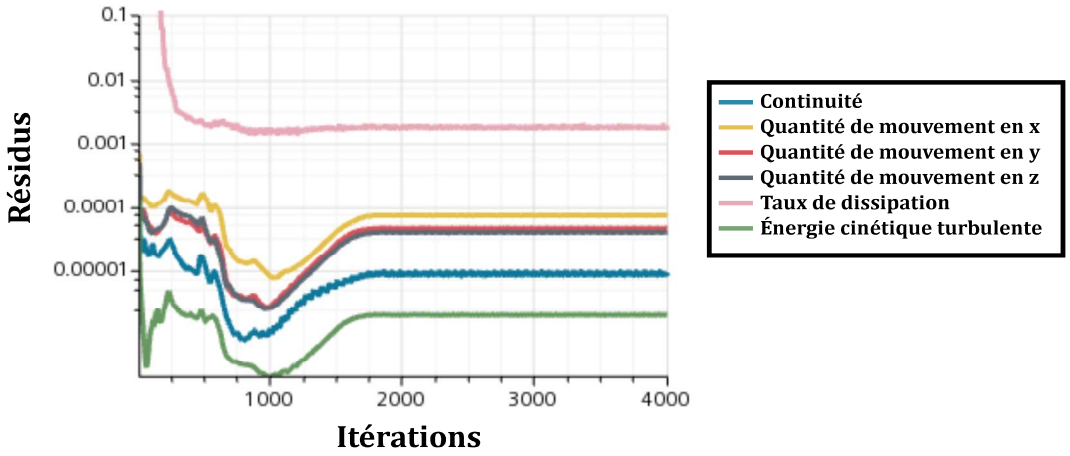


FIG. 4.2 – Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS nominale.

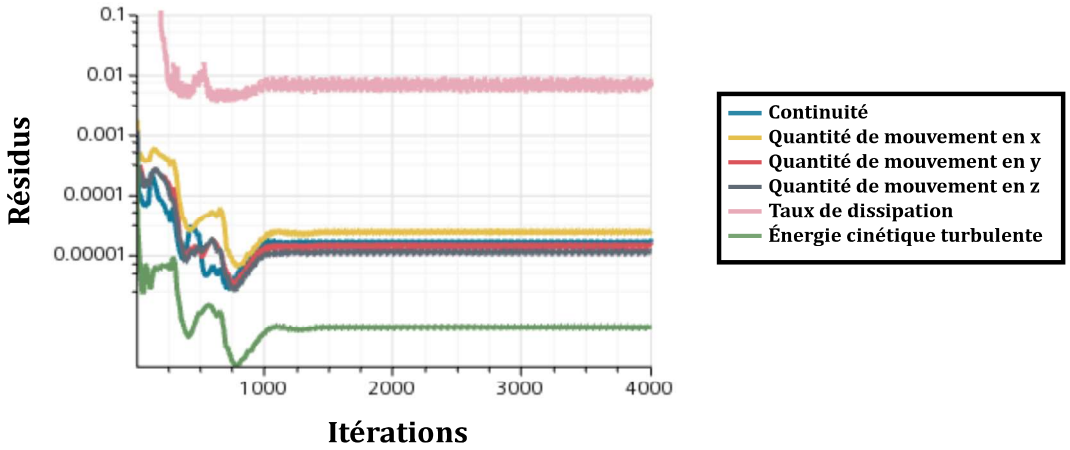


FIG. 4.3 – Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS déraffinée.

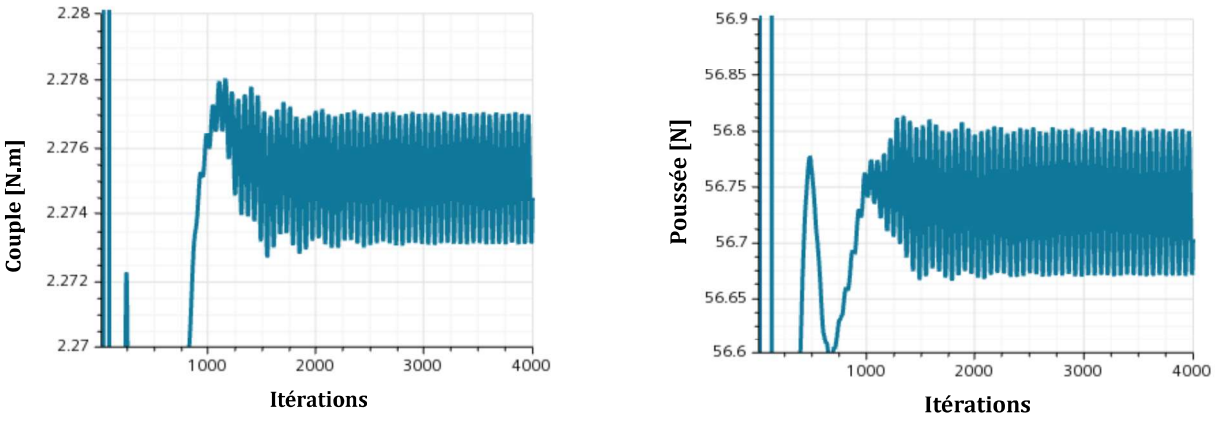


FIG. 4.4 – Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS nominale.

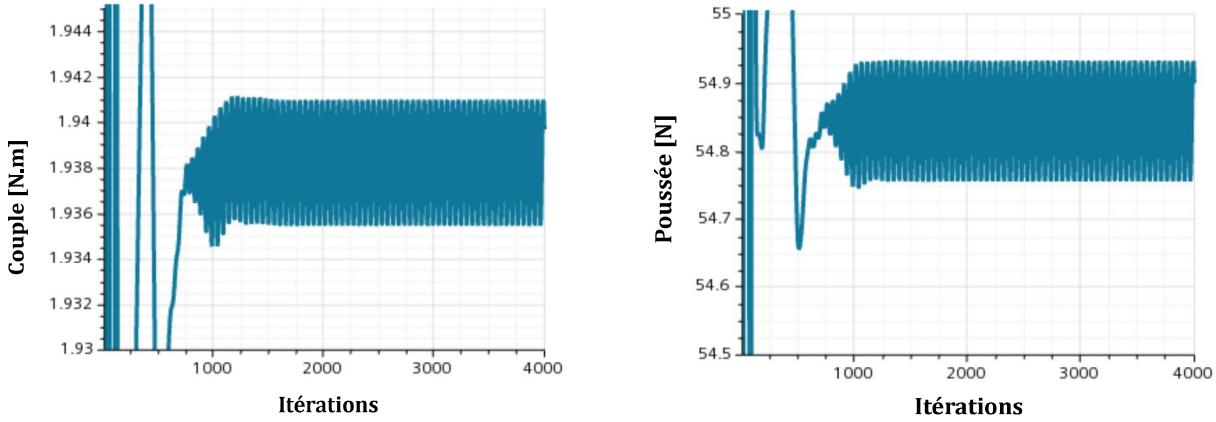


FIG. 4.5 – Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration RANS déraffinée.

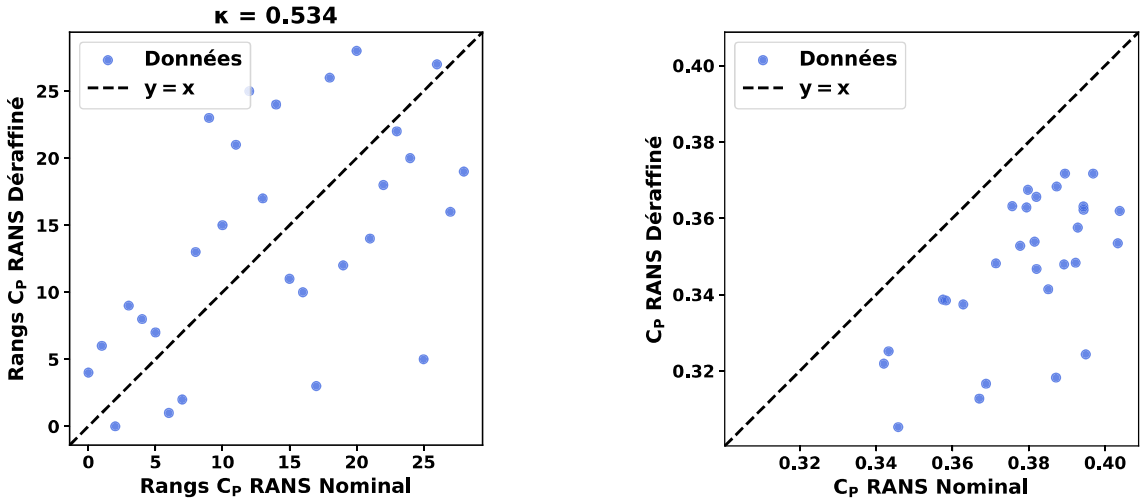


FIG. 4.6 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir du maillage nominal et du maillage déraffiné : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.

coefficients C_P et C_T à l'aide des figures 4.6 et 4.7. On peut s'attendre à ce que trente points soient représentés dans ces figures — un par vecteur de conception. Cependant, en raison de problèmes de convergence sur une simulation réalisée avec le maillage nominal, seuls 29 points sont finalement représentés. Un calcul est considéré comme non convergé dès lors que, sur les 500 dernières itérations, l'une des quantités d'intérêt (C_P ou C_T) présente une variation supérieure à 1,0 %.

Il peut être noté qu'avec le maillage déraffiné, la valeur de C_T est bien restituée, alors que la valeur du coefficient C_P est fortement sous-estimée. De plus, le score de corrélation de Spearman atteint 0,99 pour le coefficient C_T mais seulement 0,53 pour C_P.

Les calculs RANS déraffinés sont donc faiblement corrélés aux calculs nominaux en termes de C_P, le coefficient que l'on cherche à maximiser lors du processus d'optimisation. Par conséquent,

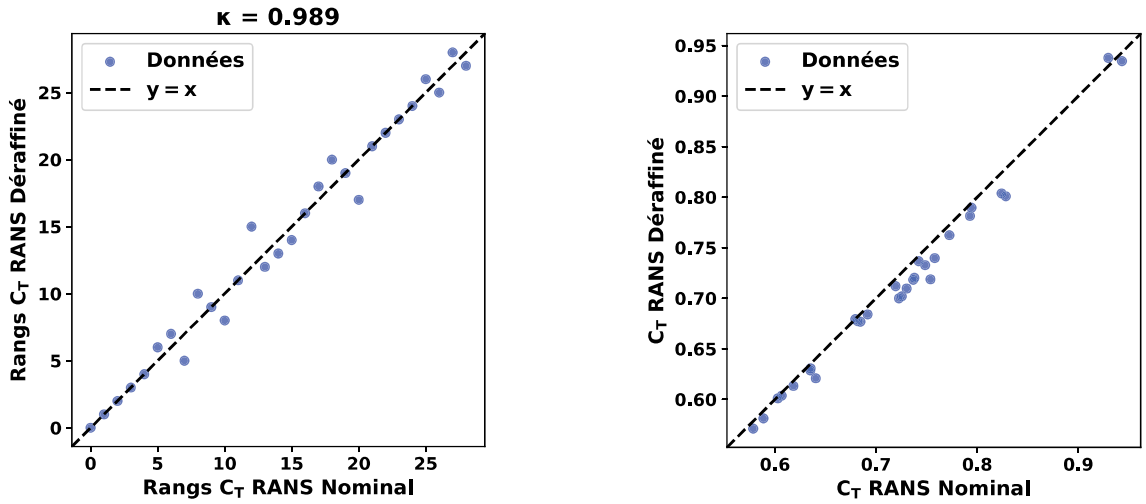


FIG. 4.7 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir du maillage nominal et du maillage déraffiné : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.

l'approche consistant à utiliser un maillage déraffiné pour construire le modèle LF n'a pas été retenue.

4.1.2 Modélisation Euler

Des tests ont été menés pour évaluer l'intérêt d'un modèle LF basé sur les équations d'Euler (modèle *Inviscid* dans STAR-CCM+). Ces équations se distinguent des équations de Navier-Stokes par l'absence de termes visqueux, la viscosité étant supposée nulle. Cette hypothèse simplificatrice présente toutefois plusieurs limitations : elle empêche notamment la modélisation de la couche limite et, par conséquent, ne permet pas de prédire correctement les phénomènes de décrochage liés à la présence de gradients de pression adverses. Cette approche présente néanmoins plusieurs avantages en termes de coût de calcul : le maillage peut être déraffiné au niveau des parois, la couche limite n'ayant pas besoin d'être résolue, et les équations associées au modèle de turbulence ne sont plus nécessaires.

Les calculs réalisés à l'aide du nouveau maillage possèdent 3,2 fois moins de cellules que les simulations nominales. Pour un même nombre d'itérations, le temps de calcul est réduit d'un facteur 4,0 par rapport à la configuration nominale.

Pour la même géométrie que dans la section précédente (Section 4.1.1), les résidus ainsi que l'évolution des quantités d'intérêt sont présentés pour un calcul utilisant l'approche Euler (voir figures 4.8 et 4.9). On constate que les résidus sont, en moyenne, environ dix fois plus élevés que dans la configuration nominale (Figure 4.2). On peut aussi observer des soucis importants de convergence pour les quantités d'intérêt.

On peut noter, qu'à la différence du calcul avec la configuration nominale, il ne semble pas qu'au bout de 4000 itérations les quantités d'intérêt oscillent autour d'une valeur moyenne facile à identifier. Un test a été effectué en augmentant le nombre d'itérations à 12000, il a pu être

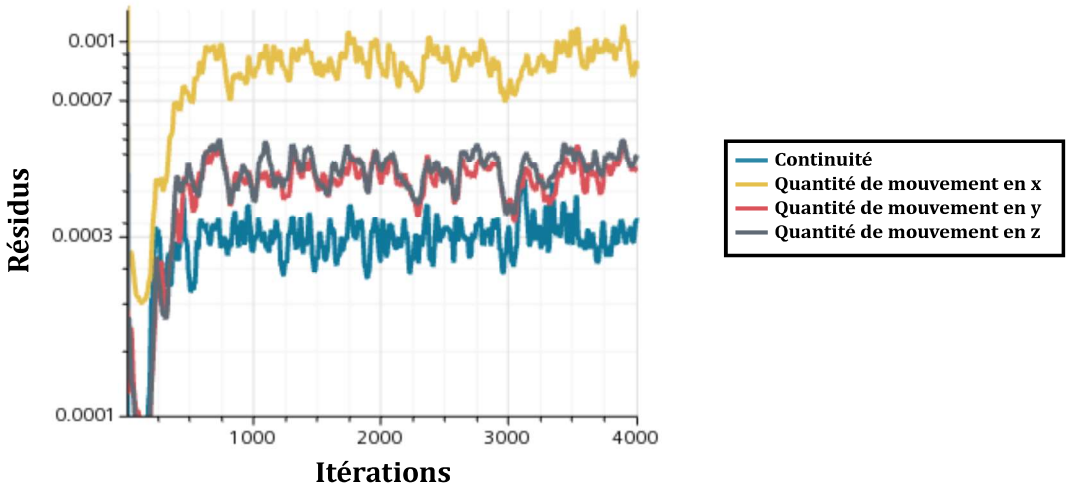


FIG. 4.8 – Évolutions des résidus non normalisés en fonction du nombre d'itérations pour la configuration Euler.

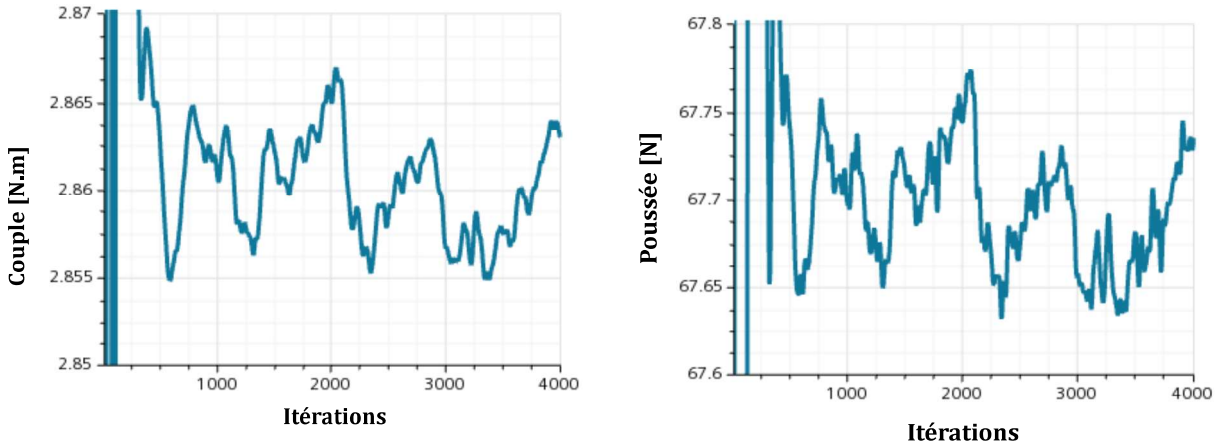


FIG. 4.9 – Évolutions de couple (gauche), et de la force de poussée (droite) en fonction du nombre d'itérations pour la configuration Euler.

observé que l'évolution des quantités d'intérêt reste identique.

Cependant, pour pouvoir calculer les scores de corrélation, les valeurs moyennes — obtenues en calculant la moyenne sur les 500 dernières itérations — ont été considérées. Afin de pouvoir réutiliser le DoE contenant les données RANS obtenues avec la configuration nominale (voir Section 4.1.1), le DoE associé à l'approche Euler a été construit en utilisant les mêmes vecteurs de conception. Les résultats de corrélation, présentés par valeurs brutes, ou par rang, sont illustrés pour les coefficients C_P et C_T à l'aide des figures 4.10 et 4.11. On peut s'attendre à ce que trente points soient représentés dans ces figures — un par vecteur de conception. Cependant, en raison de problèmes de convergence (oscillations des quantités d'intérêt supérieures à 1.0 %) pour une simulation utilisant le modèle nominal et quatre simulations avec l'approche Euler, seulement 25 points sont représentés. Le score de corrélation de Spearman obtenu pour le coefficient C_P est de 0,035 et pour C_T ce score monte à 0,888.

Suite aux problèmes de convergence observés et au faible score de corrélation pour C_P, il a

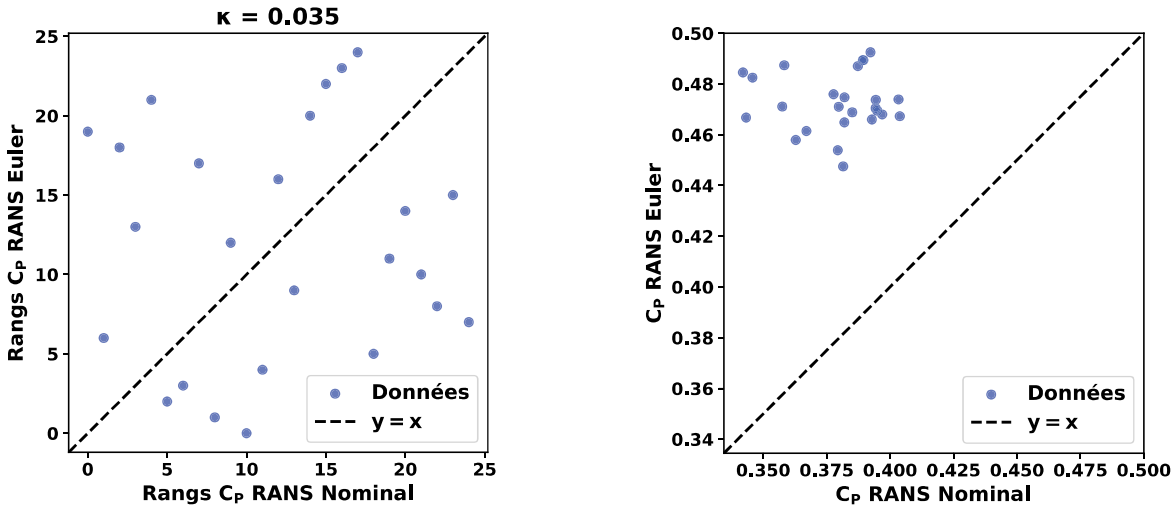


FIG. 4.10 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir de l'approche Euler et nominale : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.

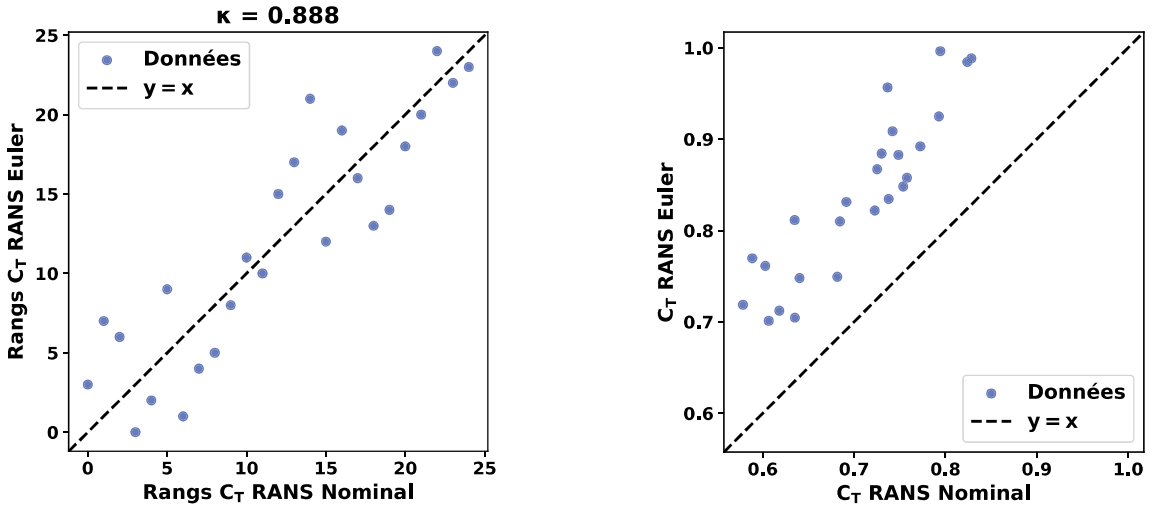


FIG. 4.11 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir de l'approche Euler et nominale : à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.

été décidé de ne pas retenir cette approche pour construire le modèle LF.

4.1.3 Modèle BEMT calibré

À partir de la méthode de calibration décrite dans la partie 3.6, un modèle BEMT a été sélectionné parmi les 576 candidats. Ce modèle est noté $BEMT^*_{30}$ dans la suite, ses paramètres sont présentés dans le Tableau 4.1. L'indice 30 correspond à la taille de l'échantillon $LHS - calibration$, utilisé pour l'évaluation du score de corrélation (voir partie 3.6 pour plus de détails sur l'échantillon). Dans la section 2.2 sont présentées les courbes de performance obtenues pour cette configuration ainsi que pour des configurations proches.

Re	**TI**	**TE**	$\mathbf{F_{tip}}$	$\mathbf{F_{hub}}$	γ_θ
$1{,}0 \times 10^5$	3,0	Tronqué	Sans correction	Sans correction	1,0

TAB. 4.1 – Configuration $BEMT^*_{30}$.

Le modèle $BEMT^*_{30}$ atteint un score de corrélation de Spearman de 0,803 pour C_P (Figure 4.12) et de 0,89 pour C_T (Figure 4.13). D'après les définitions de $\mathcal{C}_{HF}$ (Eq. 3.40) et $\mathcal{C}^j_{LF}$ (Eq. 3.42), on s'attend à ce que 30 points soient représentés dans les Figures 4.12 et 4.13. Cependant, en raison de problèmes de convergence — une géométrie de l'ensemble *LHS-calibration* a conduit à une simulation RANS non convergente, et un autre vecteur de conception n'a pas produit de résultat valide avec le modèle $BEMT^*_{30}$ — seuls 28 points sont affichés.

Les histogrammes illustrant la distribution des scores de corrélation de Spearman pour C_P et C_T pour l'ensemble des 576 modèles BEMT sont présentés dans les figures 4.14 et 4.15. La large dispersion observée dans ces distributions indique qu'un modèle BEMT choisi aléatoirement n'est pas nécessairement corrélé avec les données RANS. Cette observation confirme l'importance d'une étape de calibration dédiée.

De plus, à l'aide des figures 4.14 et 4.15, il apparaît qu'il est plus aisé de trouver un modèle BEMT fortement corrélé (avec un score compris entre 0,8 et 1,0) pour le coefficient C_T que pour C_P.

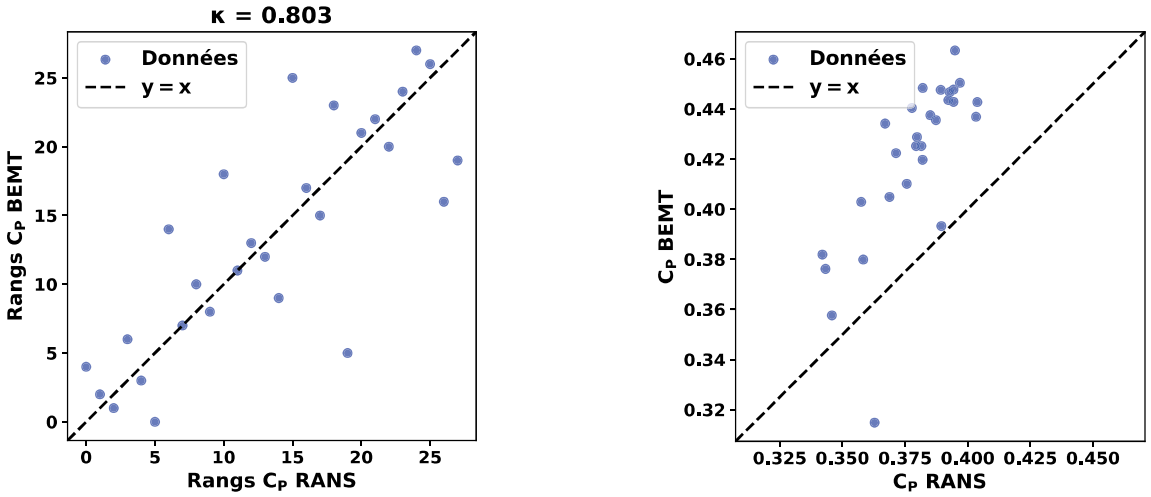
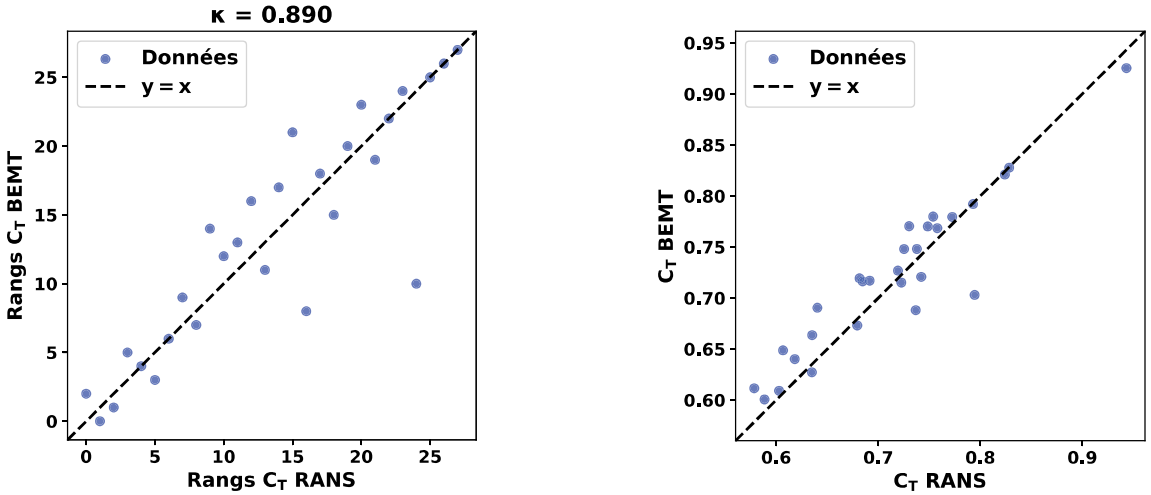


FIG. 4.12 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_P obtenu à partir de l'approche RANS et $BEMT^*_{30}$: à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.



(a) (b)

FIG. 4.13 – Graphiques illustrant la corrélation pour le coefficient C_T obtenu à partir de l'approche RANS et $BEMT^*_{30}$: à gauche, la corrélation par rangs ; à droite, la corrélation sur les valeurs brutes.

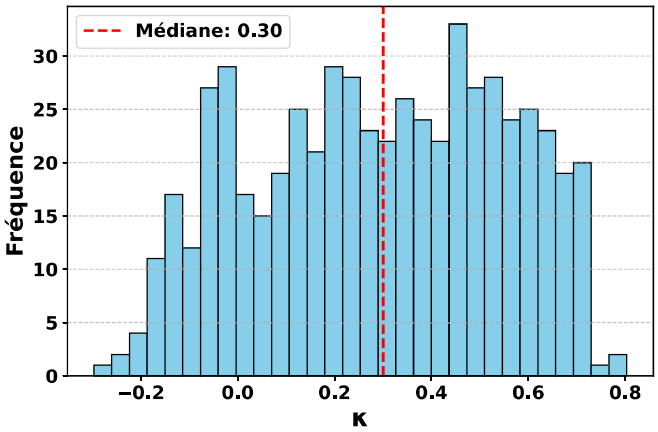


FIG. 4.14 – Histogramme des scores de corrélation de Spearman pour le coefficient C_P. Les valeurs sont calculées à partir des 576 modèles BEMT évalués lors de la phase de calibration.

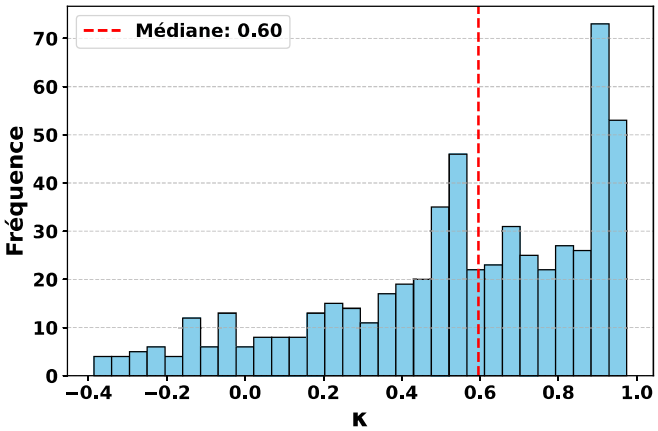


FIG. 4.15 – Histogramme des scores de corrélation de Spearman pour le coefficient C_T. Les valeurs sont calculées à partir des 576 modèles BEMT évalués lors de la phase de calibration.

4.2 Résultats d'optimisation

Afin d'évaluer l'intérêt d'une approche MF, une optimisation a d'abord été réalisée en utilisant uniquement des simulations RANS. Cette stratégie, reposant sur un seul niveau de fidélité, sera désignée par la suite comme une approche mono-fidélité. Puis, une optimisation MF a été menée en deux étapes : la première repose uniquement sur des simulations BEMT, et à partir de ce processus, une seconde étape est effectuée en utilisant des simulations RANS. Les processus d'optimisation ainsi que les géométries obtenues sont présentés dans la Section 4.2.1. Enfin, une analyse physique des géométries résultantes est proposée dans la Section 4.2.2.

4.2.1 Optimisation

4.2.1.1 Approche mono-fidélité RANS

L'approche d'optimisation mono-fidélité RANS est configurée de la manière suivante :

— Le modèle de substitution est construit à l'aide du UK.

— Le DoE initial est généré par LHS et est de taille 6.

— Le modèle de krigeage est mis à jour toutes les 4 évaluations.

— Afin de maintenir un coût de calcul raisonnable, le nombre d'évaluations RANS est limité à 30.

La Figure 4.16 illustre la courbe de convergence ainsi que l'évolution de la satisfaction des contraintes au fil des évaluations. Pour rappel, la contrainte est considérée comme satisfaite si le coefficient C_T obtenu pour une nouvelle géométrie est inférieur à celui du cas initial, ce qui a été ici vérifié tout au long du processus d'optimisation. À l'exception d'un seul cas, toutes les simulations RANS ont convergé. C'est la géométrie brute initiale (avant paramétrisation) qui est utilisée pour calculer la valeur de référence de la fonction objectif, représentée par la courbe bleue horizontale en pointillés.

On peut constater qu'avec l'approche mono-fidélité, l'optimiseur n'a pas réussi à identifier une géométrie améliorant la fonction objectif.

Une pratique courante consiste à inclure la géométrie initiale dans le DoE utilisé lors de la phase d'initialisation. Cela n'a pas été fait ici, car la paramétrisation introduit une différence significative entre la géométrie brute initiale et celle obtenue via la paramétrisation (Figure 3.10).

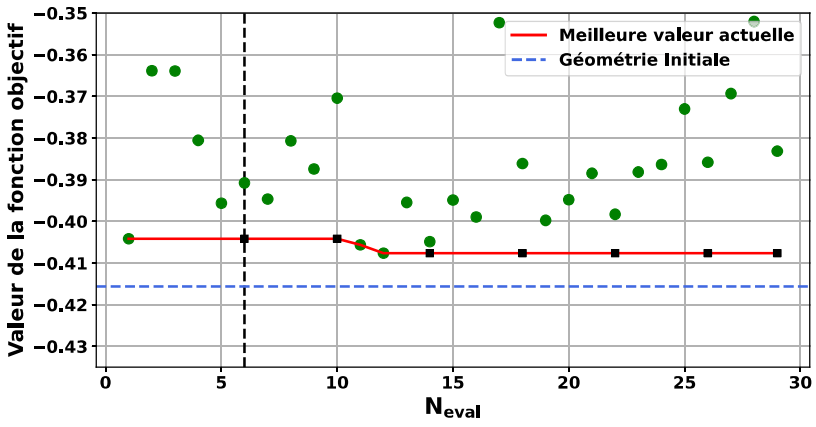


FIG. 4.16 – Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation mono-fidélité. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite, ce qui a été le cas tout au long du processus.

4.2.1.2 Approche multi-fidélité

La première étape de l'approche MF repose sur des calculs BEMT et a été configurée de la manière suivante :

— Le modèle BEMT utilisé pour les calculs est $BEMT^*_{30}$.

— Le modèle de substitution est construit à l'aide du UK.

— Le plan d'expériences initial est généré par LHS et est de taille 200.

— Le krigeage est mis à jour toutes les 4 évaluations.

— Le nombre d'évaluations BEMT est limité à 1000.

— Un critère de convergence a été défini : si l'optimiseur n'améliore pas la solution de 0,05 % après 4 mises à jour du krigeage, l'optimisation s'arrête.

La Figure 4.17 présente la courbe de convergence ainsi que l'évolution de la satisfaction des contraintes au cours des évaluations. L'optimisation a atteint le critère de convergence à partir de la 240ème évaluation. Le meilleur design obtenu lors de l'optimisation BEMT permet d'augmenter la valeur de C_P de 4,3 % et de réduire celle de C_T de 0,01 %.

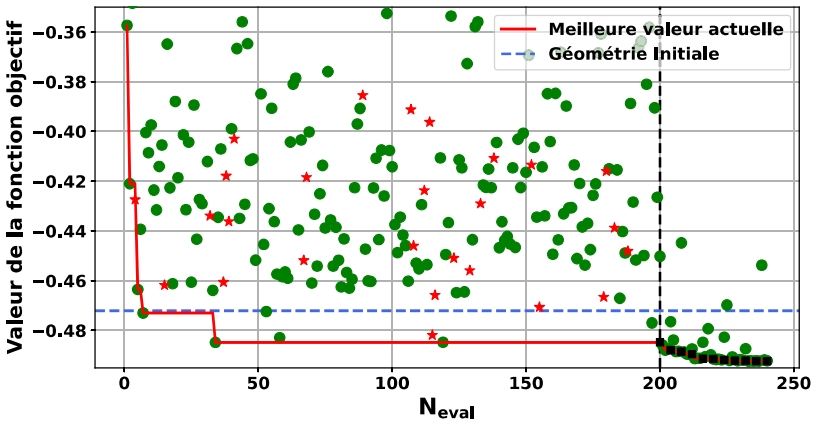


FIG. 4.17 – Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation BEMT. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite ; les étoiles rouges indiquent les cas où la contrainte n'est pas satisfaite.

La deuxième étape de l'optimisation MF est basée sur des simulations RANS, elle est configurée comme suit :

— Le DoE initial se compose de six vecteurs de conception : le vecteur optimal identifié lors de la première étape, ainsi que cinq vecteurs supplémentaires générés par un échantillonnage LHS dans un espace de conception réduit. Cet espace réduit est défini comme un hypercube à 12 dimensions, centré sur le meilleur vecteur de conception obtenu lors de la première étape. La longueur de ses arêtes correspond à 20 % de celles de l'hypercube de l'espace de conception initial.

— Le modèle de substitution est construit à l'aide du HK.

— Le krigeage est mis à jour toutes les 4 itérations.

— Le nombre d'évaluations RANS est limité à 30.

La Figure 4.18 présente la courbe de convergence ainsi que l'évolution de la satisfaction des contraintes au cours des évaluations.

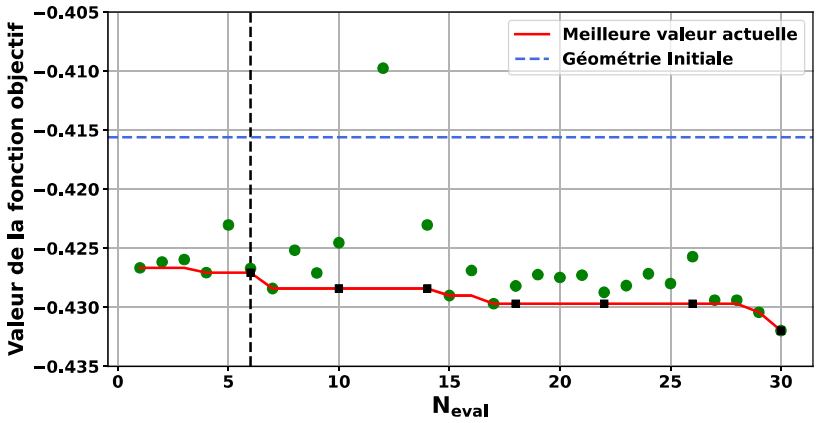


FIG. 4.18 – Courbe de convergence et satisfaction de la contrainte en fonction des évaluations pour l'optimisation MF. La ligne noire verticale indique la fin de la phase d'initialisation ; les carrés noirs représentent les mises à jour du krigeage ; les points verts indiquent les valeurs de la fonction objectif lorsque la contrainte est satisfaite, ce qui a été le cas tout au long du processus.

Contrairement à l'approche mono-fidélité, qui ne parvient pas à améliorer la fonction objectif, l'approche MF — en réalisant un LHS centré autour du meilleur design BEMT — permet une amélioration de la fonction objectif pour l'ensemble des géométries initiales. Il est à noter qu'à la fin de la phase d'initialisation, le coefficient C_P, que l'on cherche à maximiser, a augmenté de 2,8 %. Cela correspond à une diminution de la fonction objectif dans le cadre du problème d'optimisation. Ce gain reste cependant inférieur à l'amélioration de 4,3 % prédite par le modèle $BEMT^*_{30}$ à l'issue de la première étape de l'optimisation.

Après l'initialisation, l'optimiseur continue d'identifier des géométries améliorant la fonction objectif, jusqu'à atteindre la limite fixée de 30 simulations RANS. À la fin de l'optimisation, C_P a augmenté de 3,9 % et C_T a diminué de 11,7 %.

Des calculs RANS ont été réalisés afin de comparer les performances de deux géométries : la géométrie initiale et la géométrie optimale obtenue lors de la deuxième étape de l'approche MF. La Figure 4.19 illustre la comparaison des performances obtenues pour ces deux géométries sur une large plage de valeurs de λ. Pour la géométrie optimale à $\lambda = 2{,}5$, des problèmes de convergence sont survenus, ce qui explique l'absence de données pour ce point. Comparée à la géométrie initiale, la géométrie optimale présente un C_P plus élevé et un C_T plus faible sur l'ensemble de l'intervalle de valeurs de λ.

Dans ce qui suit, une comparaison est réalisée entre la géométrie optimale obtenue à l'aide de la BEMT lors de la première étape de l'optimisation MF et celle obtenue à l'aide de l'approche

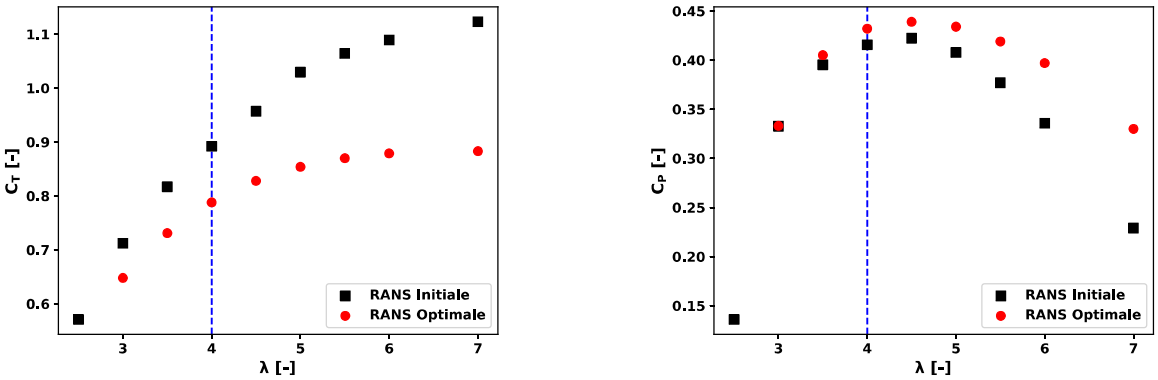


FIG. 4.19 – Comparaison des coefficients C_P (à gauche) et C_T (à droite) obtenus pour la géométrie initiale et la géométrie optimale obtenue lors de la deuxième étape de l'approche MF. Les performances ont été obtenues à l'aide de simulations RANS. La ligne bleue verticale en pointillés indique $\lambda = 4{,}0$, correspondant au point de fonctionnement utilisé pour l'optimisation.

RANS lors de la seconde étape. Les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage pour ces deux géométries sont présentées dans la Figure 4.20, tandis que les profils de pale pour différentes positions radiales sont illustrés dans la Figure 4.21.

On observe que les distributions associées aux géométries optimales BEMT et RANS sont globalement similaires ; elles sont principalement décalées par rapport à celles de la géométrie initiale. L'optimiseur tend à augmenter à la fois l'angle de calage et la corde, tout en réduisant l'épaisseur. Pour les distributions d'épaisseur et de corde, les limites de l'espace de conception sont atteintes à certains endroits, notamment pour les faibles valeurs de rayon.

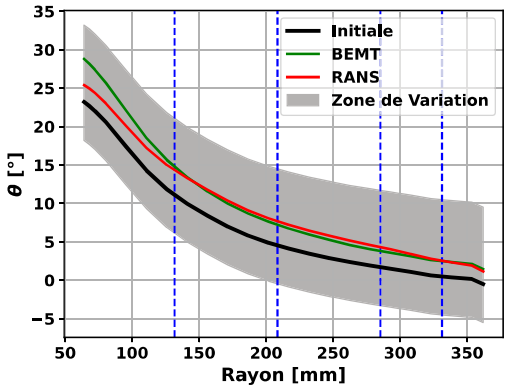
Bien que les géométries optimales BEMT et RANS soient similaires, des différences notables subsistent, en particulier dans la distribution de θ près du pied de pale et dans la distribution de c à mi-pale. La seconde étape de l'optimisation MF, basée sur des simulations RANS, ne se contente pas de valider les prédictions de la BEMT : elle permet également d'améliorer la meilleure géométrie identifiée par celle-ci.

4.2.2 Analyse Physique

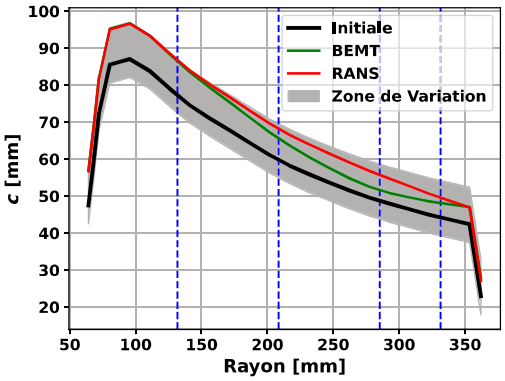
Dans ce qui suit, des résultats issus de simulations RANS sont présentés pour trois pales : l'initiale, celle optimisée par la BEMT (lors de la première étape de l'approche MF), et celle optimisée via les simulations RANS (lors de la deuxième étape).

4.2.2.1 Analyse de la couche limite

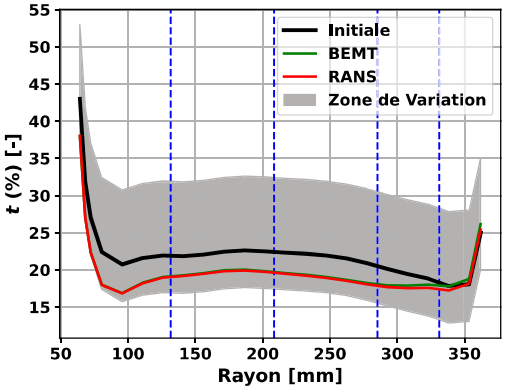
La littérature suggère que la couche limite ne reste pas entièrement attachée sur toute l'envergure des pales de la turbine IFREMER [15, 60]. En particulier, GAURIER et al. [60] ont rapporté que les performances de la turbine s'améliorent avec l'augmentation du nombre de Reynolds, car cela tend à provoquer une transition laminaire-turbulent plus précoce sur l'extrados de la pale, retardant ainsi le décollement de la couche limite.



(a) θ.



(b) c.

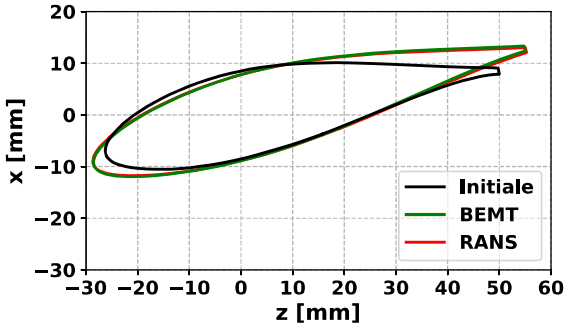


(c) t.

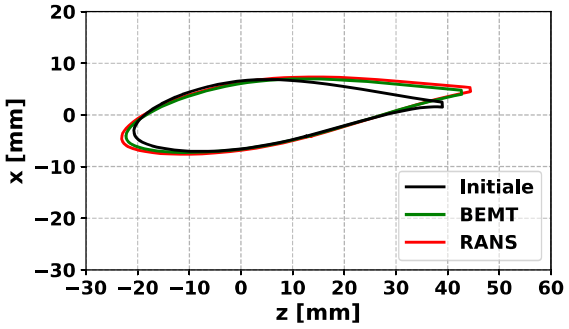
FIG. 4.20 – Comparaison des distributions d'épaisseur (a), de corde (b) et d'angle de calage (c) entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue via le BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). De gauche à droite, les lignes bleues verticales en pointillés indiquent les positions radiales $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.

Motivés par cette observation de l'IFREMER, un diagnostic est utilisé dans cette étude afin d'identifier les régions où la couche limite est décollée. Ce diagnostic consiste à détecter les zones de la couche limite où le sens de l'écoulement s'inverse. En pratique, comme illustré dans la Figure 4.22, les vecteurs de vitesse $\vec{U}$ sont extraits selon la direction normale $-\vec{e_n}$ en différents points de l'extrados. Les vecteurs sont récupérés jusqu'à une distance de $2{,}5 \times 10^{-4}$ m par rapport à la paroi. Ils sont ensuite projetés sur le vecteur tangentiel local $\vec{e_t}$ afin d'obtenir la composante tangentielle de la vitesse. En pratique, lorsque l'écoulement reste attaché, $\vec{U} \cdot \vec{e_t} > 0$. Les régions pour lesquelles $\vec{U} \cdot \vec{e_t} < 0$ correspondent à une inversion du sens de l'écoulement, indiquant ainsi le décollement de la couche limite.

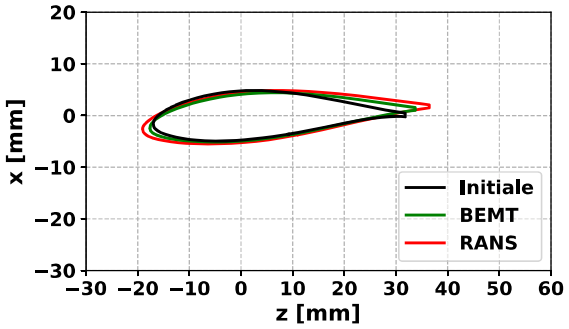
Les résultats de cette analyse sont présentés à l'aide de la Figure 4.23. On observe une augmentation significative de l'énergie cinétique turbulente (k) dans les régions où la couche limite est décollée. En $r = 132$ mm, on peut voir que pour les géométries optimisées, l'écoulement reste attaché alors que pour la géométrie initiale, l'écoulement est décollé à partir de 70 % de la corde. De plus, la couche limite reste attachée plus en aval pour la géométrie optimale RANS



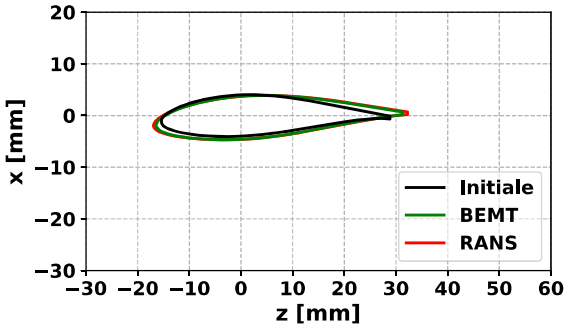
(a) $r = 132$ mm.



(b) $r = 208$ mm.



(c) $r = 285$ mm.



(d) $r = 331$ mm.

FIG. 4.21 – Comparaison entre la géométrie initiale, la géométrie optimale issue du BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.

que pour la géométrie initiale : +16 % en $r = 208$ mm, +18 % en $r = 285$ mm, et +14 % en $r = 331$ mm. On remarque également que la géométrie optimale BEMT retarde le décollement de la couche limite par rapport à la géométrie initiale.

Un autre diagnostic pour identifier le décollement de la couche limite consiste à observer les lignes de courant près de la surface de la pale (Figure 4.24). À l'aide des Figures 4.23 et 4.24, on constate que, comme suggéré initialement par l'IFREMER, la géométrie initiale présente des zones où la couche limite est décollée. De plus, les géométries optimisées tendent à retarder ce décollement sur l'ensemble de la pale ; des résultats similaires ont été rapportés dans [19].

La prédiction précise de la transition et du décollement de la couche limite a un impact significatif sur les résultats CFD et nécessite probablement l'utilisation de simulations instationnaires [102]. Par conséquent, le point de décollement prédit par les simulations RANS dans cette étude doit être considéré avec prudence.

4.2.2.2 Analyse de la distribution de pression

L'analyse de la distribution de pression le long des pales est essentielle pour évaluer la performance hydrodynamique.

Selon le système de coordonnées présenté à la Figure 2.1b, la pale s'étend selon l'axe y, tourne autour de l'axe moins x, et la majorité du couple est générée par les forces de pression

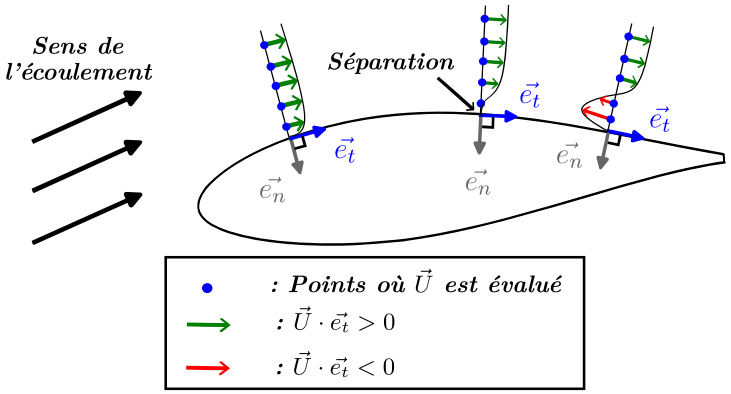


FIG. 4.22 – Schéma illustrant la méthode utilisée pour détecter le décollement de la couche limite sur l'extrados.

orientées selon l'axe z. Le coefficient C_{Pr_z}, qui correspond à la projection des forces de pression selon l'axe z, est obtenu à partir de C_{Pr} (Eq. 2.31) :

$$C_{Pr_z} = C_{Pr}\ \vec{e_n} \cdot \vec{e_z}, \tag{4.1}$$

où $\vec{e_n}$ et $\vec{e_z}$ désignent respectivement le vecteur unitaire normal orienté vers l'intérieur de la pale et le vecteur unitaire selon l'axe z. La Figure 4.25 illustre l'orientation des forces de pression sur une section de la pale dans le système de coordonnées employé dans cette étude. Une valeur positive de C_{Pr_z} correspond à une contribution qui réduit le couple, tandis qu'une valeur négative correspond à une contribution qui l'augmente.

Les Figures 4.26 et 4.27 présentent les distributions de C_{Pr} et C_{Pr_z} le long de la pale.

L'abscisse, $\frac{x}{c_i}$, dans les Figures 4.28 et 4.29 représente la position le long du profil, projetée sur la corde du profil et normalisée par c_i, la corde de la géométrie initiale.

Les résultats présentés dans la Figure 4.28 ne suffisent pas à tirer des conclusions définitives sur les performances hydrodynamiques. Cette figure montre que la géométrie initiale est sollicitée par des forces de pression globalement plus importantes, avec un C_{Pr} plus élevé sur l'intrados et plus faible sur l'extrados pour $0 < \frac{x}{c_i} < 0{,}45$. La seule région où l'optimisation semble apporter une amélioration se situe sur l'extrados pour $\frac{x}{c_i} > 0{,}45$, où les géométries BEMT et RANS présentent des valeurs de C_{Pr} plus faibles que celles observées pour la géométrie initiale.

Pour mieux comprendre l'impact de l'optimisation sur l'hydrodynamique, on peut se référer à la Figure 4.29, qui se concentre sur C_{Pr_z}.

En combinant les informations des Figures 4.28 et 4.29, on constate que, sur l'extrados de la géométrie initiale pour $0{,}2 < \frac{x}{c_i} < 0{,}4$, une partie importante des forces de pression est mal orientée et contribue donc peu à la génération de couple.

De plus, en $r = \{208\text{ mm}, 285\text{ mm}, 331\text{ mm}\}$ pour la géométrie initiale, une contribution négative au couple est observée sur l'extrados pour $\frac{x}{c_i} > 0{,}4$. En revanche, pour les géométries optimisées, une contribution positive au couple sur l'extrados est maintenue jusqu'à $\frac{x}{c_i} = 0{,}6$; au-delà, cette contribution devient quasiment nulle.

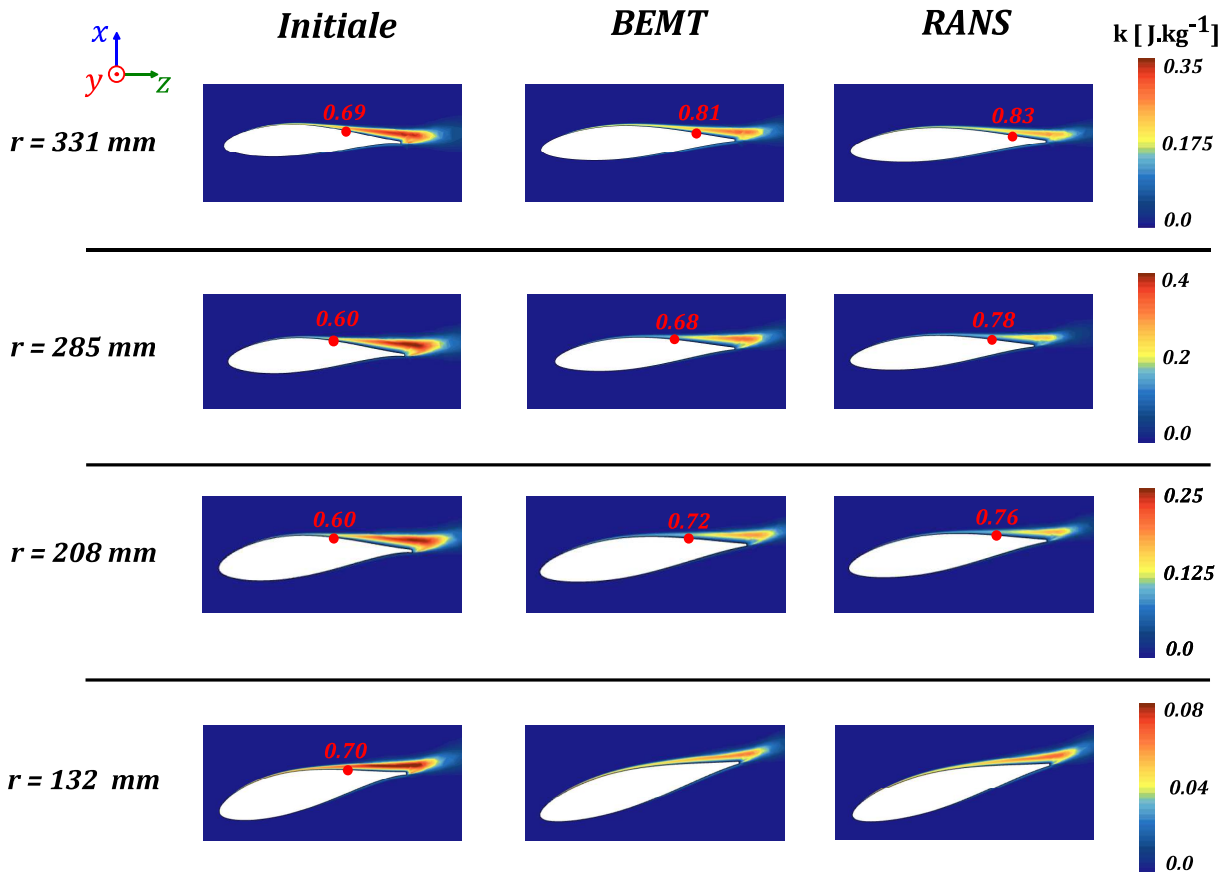


FIG. 4.23 – Répartition de l'énergie cinétique turbulente (k) pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF), à différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$. Les points rouges et les annotations indiquent la position de décollement de la couche limite, exprimée en pourcentage de la corde locale. En l'absence de point, l'écoulement reste attaché.

Sur l'intrados, l'évolution de C_{Pr_z} est similaire pour les géométries initiale et optimisées, la plupart des différences apparaissant sur l'extrados. En $r = \{208$ mm, 285 mm, 331 mm$\}$, pour $\frac{x}{c_i} < 0{,}2$, les forces de pression sur l'intrados contribuent négativement au couple, tandis que pour $\frac{x}{c_i} > 0{,}2$, cette contribution est quasiment nulle. En $r = 132{,}0$ mm, c'est pour $\frac{x}{c_i} < 0{,}1$ que les forces de pression sur l'intrados contribuent négativement au couple.

En ajustant les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage le long de la pale, les géométries optimisées sont soumises à des forces de pression mieux orientées, ce qui permet d'augmenter le couple (Figure 4.29), malgré des forces de pression globalement plus faibles sur la majeure partie de la pale (Figure 4.28). Cela montre que l'amélioration des performances est principalement due à une meilleure orientation de la pale.

En résumé, l'optimisation tend à produire des géométries qui retardent le décollement de la couche limite et améliorent l'orientation des forces, ce qui permet d'augmenter le couple tout en réduisant la force de poussée.

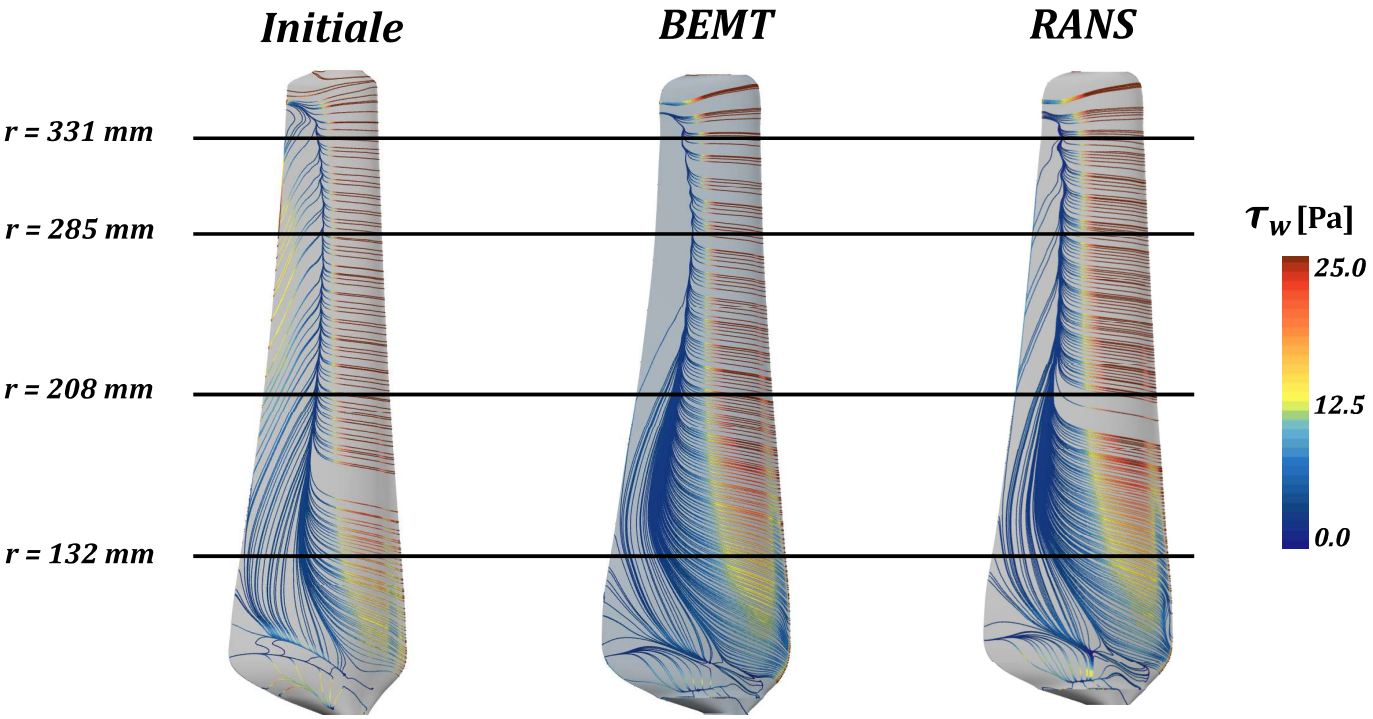


FIG. 4.24 – Visualisation des lignes de courant sur l'extrados de la pale pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF). Les lignes de courant sont colorées en fonction de la valeur de la contrainte de cisaillement pariétale (τ_w).

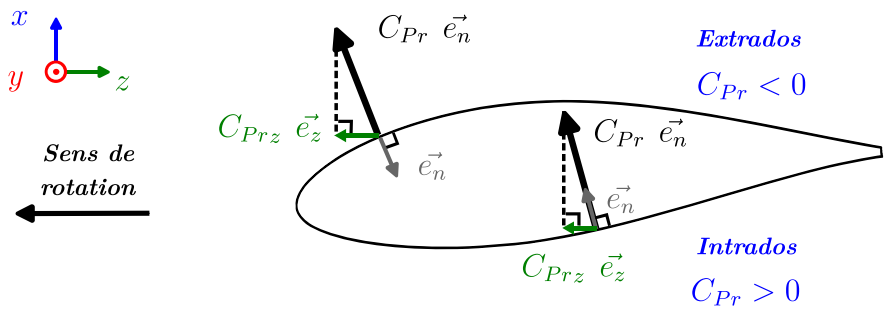


FIG. 4.25 – Orientation des forces de pression dans le système de coordonnées de l'étude. Dans ce schéma, le coefficient de pression C_{Pr} est défini comme négatif sur l'extrados et positif sur l'intrados.

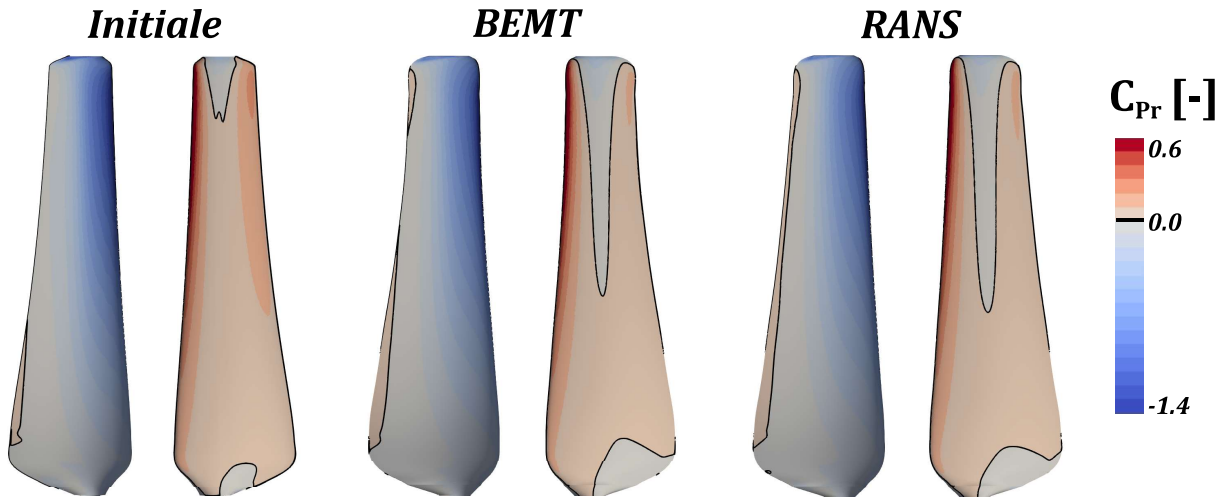


FIG. 4.26 – Répartition de C_{Pr} sur l'extrados (à gauche) et l'intrados (à droite) de la pale, avec l'isoligne $C_{Pr} = 0$ représentée en noir pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF).

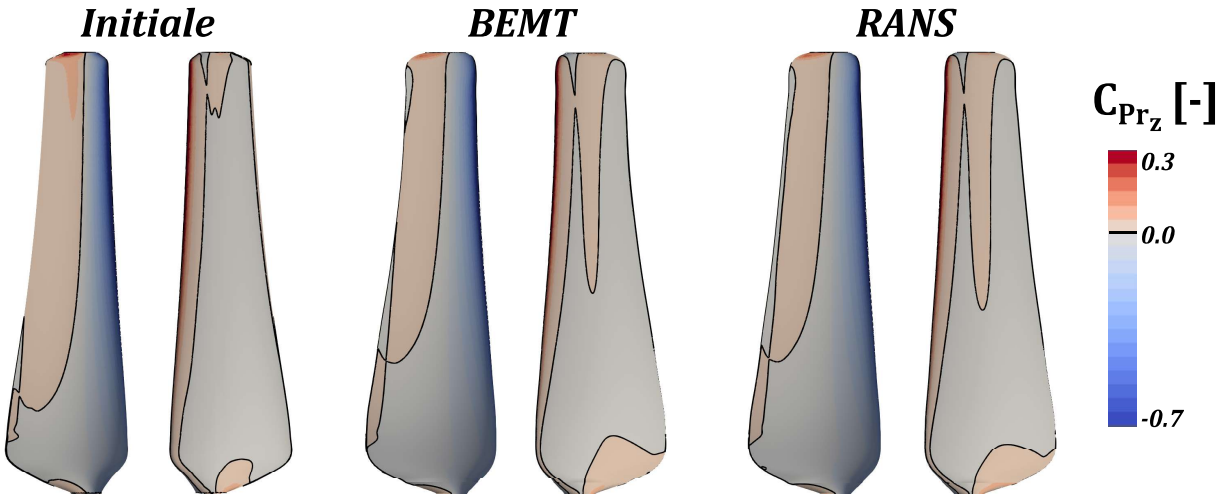
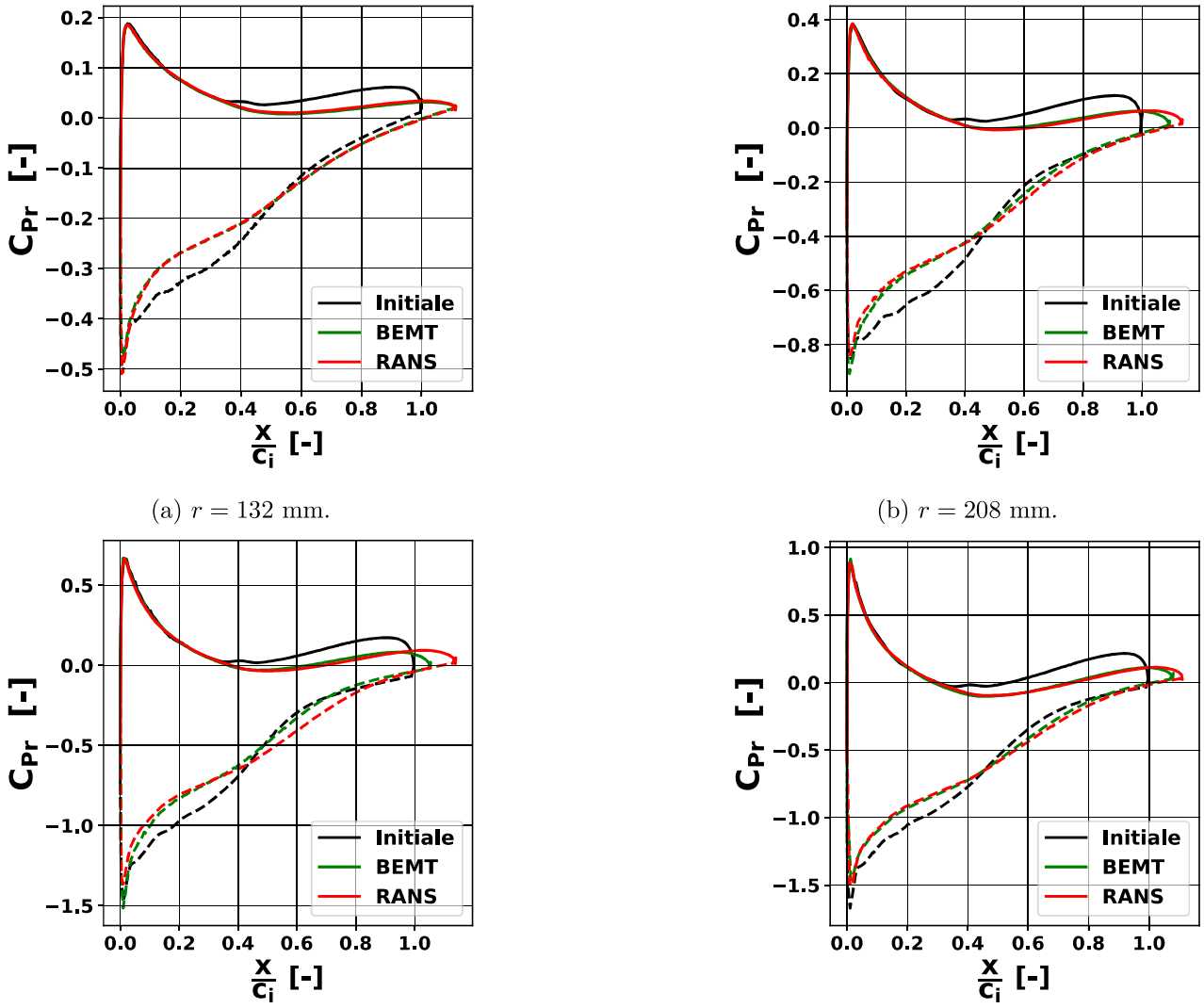


FIG. 4.27 – Répartition de C_{Pr_z} sur l'extrados (à gauche) et l'intrados (à droite) de la pale, avec l'isoligne $C_{Pr_z} = 0$ représentée en noir pour la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF).



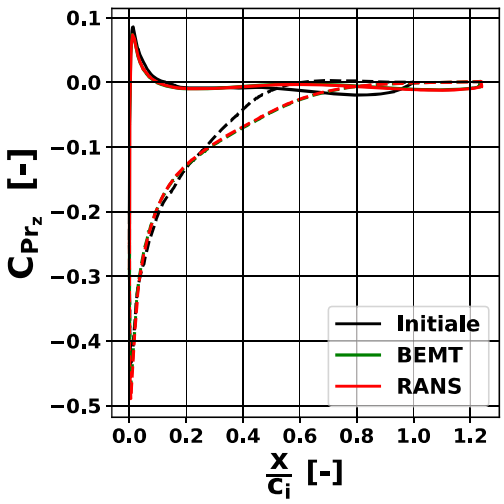
(a) $r = 132$ mm.

(b) $r = 208$ mm.

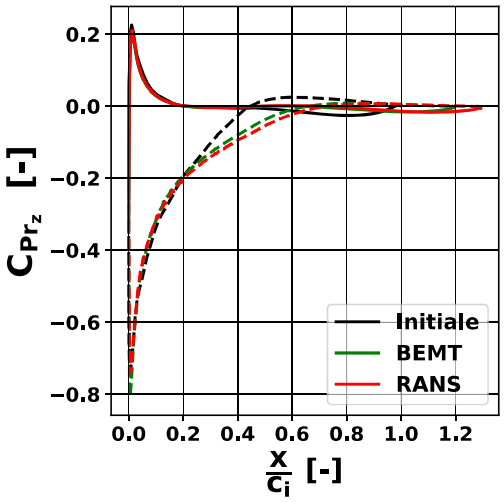
(c) $r = 285$ mm.

(d) $r = 331$ mm.

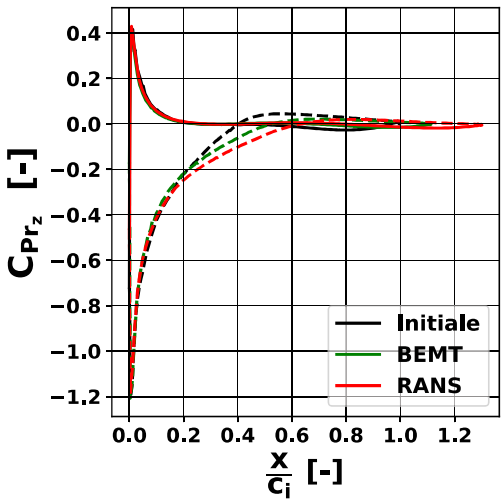
FIG. 4.28 – Comparaison de C_{Pr} entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.



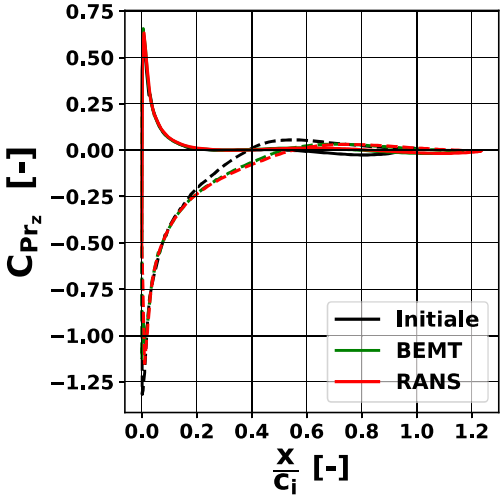
(a) $r = 132$ mm.



(b) $r = 208$ mm.



(c) $r = 285$ mm.



(d) $r = 331$ mm.

FIG. 4.29 – Comparaison de C_{Pr_z} entre la géométrie initiale, la géométrie optimale obtenue par BEMT, et celle issue de l'optimisation RANS (deuxième étape de l'approche MF) pour différentes sections le long de la pale : $r = \{132$ mm, 208 mm, 285 mm, 331 mm$\}$.

4.3 Étude du modèle multi-fidélité RANS-BEMT

Dans cette partie, est évaluée la capacité de prédiction des modèles MF et mono-fidélité — construits pour les coefficients C_P et C_T —, afin d'estimer l'apport de l'approche MF. Cette analyse est complémentaire à celle réalisée dans la partie précédente (Section 4.2) qui se concentrait sur les processus d'optimisation pour ces deux approches.

Cette partie se décompose en 3 sections. La première section porte sur des études préliminaires, qui permettent d'étudier la pertinence des choix effectués précédemment, sans rentrer dans l'analyse des modèles de krigeage, comme c'est le cas dans les deux sections qui suivent. La deuxième section porte sur la construction des modèles LF — les modèles construits à partir de données BEMT. Puis, la dernière section se concentre exclusivement sur les performances des modèles HF — les modèles construits à partir des données RANS —, afin de comparer l'approche MF et mono-fidélité.

4.3.1 Études préliminaires

Dans cette partie, sont présentées 3 études, chacune faisant l'objet d'une section. La première étude cherche à répondre à la question suivante : est-ce qu'un modèle BEMT qui possède un score de corrélation élevé pour le coefficient C_P possède aussi un score élevé pour C_T ? La deuxième étude s'intéresse à l'impact de la taille de l'échantillon utilisé lors de l'étape de calibration de la BEMT. Puis, la troisième et dernière étude évalue la pertinence de géométries identifiées par des optimisations BEMT, en les évaluant avec des calculs RANS.

4.3.1.1 Modèles BEMT, lien entre la corrélation en C_P et en C_T

Comme indiqué dans la Section 3.6, le choix a été fait d'utiliser un seul modèle BEMT — celui qui maximise le score de corrélation de Spearman pour C_P — pour prédire C_P et C_T.

Initialement, l'idée de prendre un modèle BEMT pour prédire le coefficient C_P et un second modèle pour prédire le coefficient C_T a été testée. Finalement, cette méthode n'a pas été retenue car elle a le défaut de cumuler les soucis de convergence. En effet, avec cette méthode, un calcul BEMT est considéré comme convergé si les modèles choisis pour C_P ainsi que pour C_T ont convergé.

La question que l'on peut alors se poser est la suivante : est-ce qu'un modèle BEMT qui possède un score de corrélation élevé pour le coefficient C_P possède aussi un score élevé pour le coefficient C_T ? Pour répondre à cette question, les scores de corrélation pour C_P et C_T obtenus à partir des 576 modèles BEMT (Section 3.6) sont utilisés. La Figure 4.30 montre, pour les différents modèles BEMT, la relation entre les scores de corrélation de Spearman obtenus pour C_P et ceux obtenus pour C_T. Il peut être constaté qu'un modèle ayant un bon score de corrélation pour C_P est corrélé à un bon score pour C_T. En pratique, il a été choisi de favoriser une bonne corrélation pour le coefficient C_P, car la fonction objectif dans notre problème d'optimisation est construite à partir de ce coefficient.

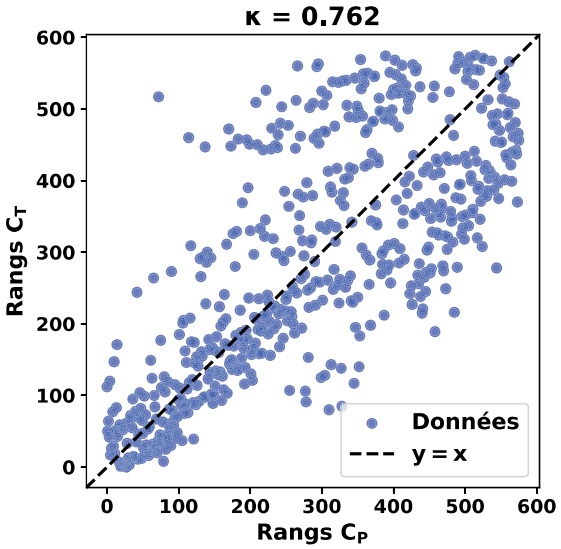


FIG. 4.30 – Corrélation par rangs entre les scores de corrélation de Spearman obtenus pour C_P et C_T, chaque point correspondant à un modèle.

4.3.1.2 Impact de la taille de l'échantillon lors de l'étape de calibration

Lors de l'étape de calibration (Section 3.6), les scores de corrélation ont été calculés à partir de l'ensemble $LHS - calibration$ qui contient $N = 30$ vecteurs de conception distincts. Dans cette partie, des ensembles de tailles $N = 10$ et $N = 50$ sont considérés pour calculer les scores de corrélation. L'objectif est d'évaluer l'influence de la taille de l'échantillon sur la sélection du modèle BEMT.

Pour rappel, le modèle $BEMT^*_{30}$, possède un score de corrélation de Spearman égal à 0.803 pour C_P et 0.89 pour C_T. Les valeurs des paramètres correspondants au modèle $BEMT^*_{30}$ sont données dans le Tableau 4.1.

Pour l'échantillon de taille $N = 10$, le modèle BEMT qui maximise la corrélation de Spearman pour le coefficient C_P, est noté $BEMT^*_{10}$. Les valeurs des paramètres correspondants à ce modèle sont indiquées dans le Tableau 4.2.

Re	**TI**	**TE**	$\mathbf{F_{tip}}$	$\mathbf{F_{hub}}$	γ_θ
$1{,}0 \times 10^5$	3,0	Tronqué	Sans correction	Sans correction	0,0

TAB. 4.2 – Paramètres du modèle $BEMT^*_{10}$.

Le modèle $BEMT^*_{10}$ a un score de corrélation égal à 0,93 pour C_P et à 0,92 pour C_T.

Pour l'échantillon de taille $N = 50$, le modèle BEMT qui maximise la corrélation de Spearman pour le coefficient C_P, est noté $BEMT^*_{50}$. Les valeurs des paramètres correspondants à ce modèle sont indiquées dans le Tableau 4.3.

Re	**TI**	**TE**	$\mathbf{F_{tip}}$	$\mathbf{F_{hub}}$	$\boldsymbol{\gamma_\theta}$
$1,0 \times 10^5$	3,0	Tronqué	Glauert	NREL	2,0

TAB. 4.3 – Paramètres du modèle $BEMT^*_{50}$.

Le modèle $BEMT^*_{50}$ a un score de corrélation égal à 0,87 pour C_P et à 0,96 pour C_T.

Il peut être observé que certains paramètres des modèles $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$ et $BEMT^*_{50}$ sont identiques, notamment le nombre de Reynolds, le taux de turbulence TI et le paramètre TE. Ces paramètres peuvent donc être considérés comme ayant un impact majeur sur la corrélation avec les données RANS. Au contraire, les autres paramètres — F_{tip}, F_{hub} et γ_θ — varient, ces paramètres ont donc une moindre importance.

Comme indiqué précédemment, les modèles $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$ et $BEMT^*_{50}$ correspondent respectivement aux configurations qui maximisent le score de corrélation de Spearman du coefficient C_P, pour des ensembles de tailles $N = 10$, $N = 30$ et $N = 50$. Afin de déterminer si une configuration optimale pour une taille d'échantillon donnée reste pertinente pour une autre taille d'échantillon, une analyse a été menée. Cette analyse consiste à évaluer, pour les échantillons de taille $N = 10$, $N = 30$ et $N = 50$, le classement — calculé à partir du score de corrélation de Spearman pour le coefficient C_P — des modèles $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$ et $BEMT^*_{50}$. Les résultats sont donnés ci-dessous :

— Pour $N = 10$:

  — $BEMT^*_{30}$ est classée en 6 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.89.
  — $BEMT^*_{50}$ est classée en 169 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.51.

— Pour $N = 30$:

  — $BEMT^*_{10}$ est classée en 26 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.69.
  — $BEMT^*_{50}$ est classée en 37 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.67.

— Pour $N = 50$:

  — $BEMT^*_{10}$ est classée en 16 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.79.
  — $BEMT^*_{30}$ est classée en 4 ème position avec un score de corrélation pour C_P qui vaut 0.85.

  Compte tenu du nombre total de paramétrisations possibles (576), une certaine cohérence peut être observée dans les scores obtenus pour les différentes tailles d'échantillon, bien qu'une forte disparité subsiste.

4.3.1.3 Initialisation de l'approche HF à l'aide d'une optimisation LF

Cette section examine la pertinence des géométries identifiées par des optimisations effectuées à l'aide de modèles LF, en les évaluant au moyen de calculs RANS. Dans la section qui va suivre (Section 4.3.3), l'analyse se focalise sur l'apport d'un modèle MF par rapport à un modèle mono-fidélité à travers la comparaison de leurs performances prédictives. Cependant, dans notre démarche, le modèle LF ne joue pas seulement un rôle dans la construction du modèle MF via le HK : il intervient également lors de la phase d'initialisation de l'approche HF (Section 3.5). En effet, à l'issue de l'optimisation LF, une géométrie optimale est sélectionnée et sert de point de référence pour définir, dans un espace de conception restreint, les géométries à évaluer par simulations HF.

Ainsi, une autre façon d'apprécier l'apport d'une approche MF consiste à examiner la pertinence des géométries identifiées par l'optimisation LF. La présente section propose donc, pour différents modèles BEMT retenus, une série d'optimisations dont les géométries optimales sont ensuite évaluées par des simulations RANS.

Au total, 9 modèles BEMT ont été retenus. Ces modèles ont été choisis à partir des études de calibrations réalisées pour les échantillons de tailles $N = 10$, $N = 30$ et $N = 50$. En effet, pour chaque taille, les 3 modèles qui ont obtenu le score de corrélation le plus élevé avec les données RANS pour le coefficient C_P sont sélectionnés. Ces modèles sont notés dans la suite : $BEMT^{*}_{10}$, $BEMT^{*2}_{10}$, $BEMT^{*3}_{10}$, $BEMT^{*}_{30}$, $BEMT^{*2}_{30}$, $BEMT^{*3}_{20}$, $BEMT^{*}_{50}$, $BEMT^{*2}_{50}$, $BEMT^{*3}_{50}$. Pour ces différents modèles, l'indice en haut représente leur classement et celui en bas la taille de l'échantillon utilisé pour le calcul des scores de corrélation. Parmi ces 9 modèles, les configurations $BEMT^{*3}_{10}$, $BEMT^{*}_{30}$ et $BEMT^{*3}_{50}$ sont identiques entre elles, même chose pour les configurations $BEMT^{*2}_{10}$ et $BEMT^{*2}_{30}$. Au final, seulement 6 configurations BEMT distinctes sont donc testées.

Pour chacune des configurations, une optimisation BEMT a été réalisée, puis pour la géométrie optimale identifiée, un calcul RANS a été effectué. Les optimisations BEMT ont été configurées de la manière suivante :

— Le modèle de substitution est construit à l'aide du UK.

— Le plan d'expériences initial est généré par LHS et est de taille 200.

— Le krigeage est mis à jour toutes les 4 évaluations.

— Le nombre d'évaluations BEMT est limité à 1000.

— Un critère de convergence a été défini : si l'optimiseur n'améliore pas la solution de 0,05 % après 4 mises à jour du krigeage, l'optimisation s'arrête.

En moyenne, les optimisations ont atteint le critère de convergence à partir de la 240ème évaluation. Les résultats obtenus via les simulations RANS, pour les géométries optimales trouvées à partir des différents modèles BEMT, sont donnés dans le tableau ci-dessous :

Modèle BEMT	**Augmentation C_P (en %)**	**Réduction C_T (en %)**
$BEMT^{*}_{10}$	2,1	17
$BEMT^{*2}_{10} \equiv BEMT^{*2}_{30}$	2,1	13
$BEMT^{*3}_{10} \equiv BEMT^{*}_{30} \equiv BEMT^{*3}_{50}$	2,8	14
$BEMT^{*3}_{30}$	0,7	14
$BEMT^{*}_{50}$	−2,5	15
$BEMT^{*2}_{50}$	0,7	12

TAB. 4.4 – Augmentation du coefficient C_P et réduction du coefficient C_T obtenues à partir de calculs RANS pour les géométries optimales identifiées via les différents modèles BEMT.

Dans la majorité des cas, les simulations RANS des géométries optimales identifiées via les différents modèles BEMT montrent une augmentation du coefficient C_P et une diminution du coefficient C_T. La seule exception concerne le modèle $BEMT^{*}_{50}$.

4.3.2 Paramétrisation des modèles de krigeage LF

Le but de cette partie est d'identifier les paramètres optimaux pour la construction des modèles de krigeage LF. La première section de cette partie se concentre sur les modèles relatifs au coefficient C_P et la deuxième partie à ceux relatifs à C_T.

4.3.2.1 Étude pour le coefficient C_P

L'objectif de cette partie est de trouver les paramètres optimaux pour la construction des modèles de krigeage LF du coefficient C_P.

Les paramètres en question sont les suivants : la fonction d'autocorrélation, les fonctions de base et la taille de l'échantillon d'entraînement. Le paragraphe qui suit se concentre sur le choix de la fonction d'autocorrélation et des fonctions de base, le dernier paragraphe, quant à lui, porte sur la taille de l'échantillon d'entraînement.

Quelles fonction d'autocorrélation et fonctions de base pour le modèle de krigeage ? : L'objectif de cette section est d'identifier la fonction d'autocorrélation ($\mathrm{R}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$, voir Eq. 3.11) et le type de fonctions de base ($\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top$, voir Eq. 3.16) les plus adaptés pour construire un modèle de krigeage à partir des données LF.

Les fonctions d'autocorrélation gaussienne (Eq. 3.12), exponentielle (Eq. 3.13), Matérn 3/2 (Eq. 3.14) et Matérn 5/2 (Eq. 3.15) seront testées.

Concernant le vecteur de fonctions de base, deux types seront testés. Le premier, dit d'ordre 0, utilise une seule fonction de base, constante : $\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top = [1{,}0]$. Le second, dit d'ordre 1, inclut une constante ainsi que les différentes composantes du vecteur de conception : $\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top = [1{,}0,\ x_0,\ \ldots,\ x_{12}]$. Les différentes options pour la fonction d'autocorrélation ainsi que pour l'ordre du vecteur de fonctions de base sont résumées dans le tableau ci-dessous :

Ordre	**Fonction d'autocorrélation**
0	Gaussienne
1	Exponentiel
–	Matérn 3/2
–	Matérn 5/2

TAB. 4.5 – Valeurs des paramètres pour construire le modèle de krigeage.

En pratique, un modèle est construit à partir d'un échantillon d'entraînement et est testé à l'aide d'un échantillon test distinct. Plus le modèle parvient à prédire avec précision les valeurs de l'échantillon test, meilleure est sa performance. Un indicateur couramment utilisé pour mesurer cette performance est le score Q^2 défini comme suit :

$$Q^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}, \tag{4.2}$$

où les y_i sont les valeurs exactes contenues dans l'échantillon test, les $\hat{y}_i$ sont les valeurs prédites par le modèle, et $\bar{y}$ la moyenne des valeurs exactes. Plus le score Q^2 est proche de 1,0, plus le modèle possède une bonne capacité de prédiction. C'est ce score qui va être utilisé pour évaluer les performances des modèles de krigeage construits.

Le score Q^2, au lieu d'être évalué avec un échantillon test distinct de l'échantillon d'entraînement, peut être estimé à l'aide d'une validation croisée de type *Leave-One-Out* (LOO) [134]. Ce procédé consiste à construire, de manière itérative, un modèle de krigeage en retirant à chaque fois une observation de l'échantillon d'entraînement, puis à évaluer la capacité de prédiction du modèle sur cette observation laissée de côté. Cette approche permet ainsi d'exploiter un unique échantillon, qui joue successivement le rôle d'ensemble d'apprentissage et d'ensemble de test. Dans la suite, les scores Q^2 obtenus par la méthode LOO sont notés Q^2_{LOO}, tandis que ceux calculés sur un échantillon test distinct sont notés Q^2_{test}.

Les modèles de krigeage sont obtenus à partir de données évaluées avec le modèle $BEMT^*_{30}$. L'échantillon d'entraînement utilisé pour construire les krigeages est obtenu en appliquant une LHS, et est de taille $N = 200$. L'échantillon test a été obtenu de la même manière et est de taille $N = 100$.

En pratique, ici, les y_i présentés dans l'équation 4.2 correspondent aux valeurs issues des calculs BEMT (pour le coefficient C_P) associées à l'échantillon test, tandis que les $\hat{y}_i$ représentent les valeurs prédites pour un modèle de krigeage. Les scores Q^2_{LOO} et Q^2_{test} vont ainsi être calculés pour chaque modèle de krigeage.

Toutes les performances des modèles de krigeage sont indiquées dans le tableau ci-dessous.

Fonction d'autocorrélation	Ordre	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
Gaussienne	0	0,9189	0,9537
Gaussienne	1	0,9176	0,9560
Exponentiel	0	0,9099	0,9353
Exponentiel	1	0,8573	0,8858
Matérn 3/2	0	0,9221	0,9411
Matérn 3/2	1	0,9297	0,9526
Matérn 5/2	0	0,9219	0,9524
Matérn 5/2	1	0,9245	0,9538

TAB. 4.6 – Comparaison des performances des modèles de krigeage pour le coefficient C_P en fonction du type de fonction d'autocorrélation et de l'ordre du vecteur de fonctions de base utilisé. Le score Q^2_{test} le plus élevé est indiqué en bleu.

Les différents modèles de krigeage construits dépendent de la paramétrisation (ordre du vecteur de fonctions de base, fonction d'autocorrélation). La variable muette représentant chaque paramétrisation est notée k, et les modèles correspondants sont désignés par $Krigeage^k$ dans la suite. La configuration optimale pour le modèle de krigeage, k^*, est sélectionnée de manière à satisfaire l'équation suivante :

$$k^* = \underset{k}{\operatorname{argmax}} \left\{ Q^2_{test}(Krigeage^k) \right\}. \tag{4.3}$$

La configuration optimale est sélectionnée à partir des données présentées dans le Tableau 4.6. Cette configuration optimale, notée k^*, ainsi que son score associé, sont présentés dans le tableau suivant.

Ordre	Fonction d'autocorrélation	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
1	Matérn 3/2	0,9297	0,9526

TAB. 4.7 – Configuration optimale k^* et son score.

Le score Q^2_{test} est préféré au score Q^2_{LOO} pour identifier la configuration optimale. En effet, avec la méthode LOO [134], les hyperparamètres du modèle de krigeage sont estimés une seule fois à partir de l'échantillon complet, puis les prédictions sont effectuées en retirant successivement chaque point. Ainsi, bien que les prédictions soient faites pour l'échantillon manquant, les hyperparamètres ont tout de même été influencés par l'ensemble des données, y compris celles utilisées comme test. À l'inverse, le calcul du score Q^2_{test} repose sur des prédictions obtenues à partir de modèles entraînés sans aucune connaissance des données test, ce qui garantit une évaluation plus indépendante de la performance.

Taille de l'échantillon d'entraînement pour le modèle LF : Maintenant que l'ordre du vecteur de fonctions de base, et que la fonction d'autocorrélation sont fixés, il faut chercher à définir la taille optimale de l'échantillon nécessaire pour entraîner le modèle BEMT. Pour ce faire, des échantillons d'entraînement générés par LHS de tailles $N = 25$, 50, 100, 200, 500 et

2000 seront utilisés. Les modèles de krigeage construits dans cette section sont obtenus à partir de données évaluées avec le modèle $BEMT^*_{30}$.

Comme pour la section précédente, l'échantillon test est obtenu à l'aide d'une LHS et est composé de 100 éléments. Dans le tableau suivant sont indiqués les scores obtenus :

Taille de l'échantillon	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
25	0,348	0,425
50	0,497	0,272
100	0,919	0,867
250	0,936	0,863
500	0,976	0,965
2000	0,970	0,975

TAB. 4.8 – Évolution des scores Q^2_{test} et Q^2_{LOO} en fonction de la taille de l'échantillon, pour des modèles construits pour le coefficient C_P.

En s'intéressant à l'évolution du score Q^2_{test}, on peut observer qu'un échantillon de taille 500 est suffisant pour entraîner le modèle de krigeage LF.

4.3.2.2 Étude pour le coefficient C_T

Cette section vise à identifier les paramètres optimaux pour les modèles de krigeage LF du coefficient C_T, en suivant la même méthodologie que celle appliquée précédemment pour le coefficient C_P. Afin d'alléger cette section, seuls les éléments qui diffèrent de la section 4.3.2.1 sont mentionnés.

Quel kernel et fonctions de base pour le modèle de krigeage LF ? : Toutes les performances des modèles de krigeage sont indiquées dans le tableau ci-dessous.

Fonction d'autocorrélation	**Ordre**	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
Gaussienne	0	0,9765	0,9852
Gaussienne	1	0,9788	0,9882
Exponentiel	0	0,9773	0,9818
Exponentiel	1	0,9737	0,9794
Matérn 3/2	0	0,9790	0,9881
Matérn 5/2	0	0,9780	0,9864
Matérn 5/2	1	0,9791	0,9859

TAB. 4.9 – Comparaison des performances des modèles de krigeage pour le coefficient C_T en fonction du type de fonction d'autocorrélation et de l'ordre du vecteur de fonctions de base utilisé. Le score Q^2_{test} le plus élevé est indiqué en bleu.

Dans le Tableau 4.9 les résultats pour une fonction d'autocorrélation Matérn 3/2 et un ordre égal à 1 ne sont pas présentés suite à un souci de convergence lors de la recherche des hyperparamètres du modèle.

La configuration optimale est notée l^* pour le coefficient C_T. Cette configuration, ainsi que son score associé, sont donnés dans le tableau ci-dessous :

Ordre	**Fonction d'autocorrélation**	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
1	Matérn 5/2	0,9791	0,9859

TAB. 4.10 – Configuration optimale l^* et son score.

Taille du DoE d'entrainement pour le modèle LF : Les résultats obtenus lors de l'étude concernant la taille de l'échantillon d'entraînement sont résumés dans le tableau ci-dessous.

Taille de l'échantillon	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$
25	0,866	0,878
50	0,891	0,750
100	0,976	0,977
200	0,979	0,985
500	0,993	0,990

TAB. 4.11 – Évolution des scores Q^2_{test} et Q^2_{LOO} en fonction de la taille de l'échantillon, pour des modèles construits pour le coefficient C_T.

On peut constater qu'avec un échantillon de taille $N = 500$, le score Q^2_{test} est très élevé. C'est cette taille d'échantillon qui sera retenue.

4.3.3 Performances des modèles de krigeage MF et mono-fidélité

Le but de cette partie est d'évaluer les performances des modèles MF et mono-fidélité. La première section de cette partie se concentre sur les modèles relatifs au coefficient C_P et la deuxième partie à ceux relatifs à C_T.

4.3.3.1 Étude pour le coefficient C_P

Dans cette section, une étude est menée afin d'estimer l'apport de l'utilisation d'un modèle MF par rapport à un modèle mono-fidélité pour la prédiction du coefficient C_P.

L'échantillon test utilisé pour construire les modèles HF est de taille 50 et est obtenu par LHS. Plusieurs échantillons d'entraînement HF obtenus par LHS sont utilisés ; ils sont de tailles $N_E = \{5,\ 10,\ 20,\ 30\}$. Les paramètres utilisés pour construire les modèles de krigeage HF sont définis dans le tableau suivant :

Ordre	**Fonction d'autocorrélation**	**Mono ou Multi-fidélité**
0	Gaussienne	Mono-fidélité
–	Exponentiel	Multi-fidélité
–	Matérn 3/2	–
–	Matérn 5/2	–

TAB. 4.12 – Paramètres pour les modèles de krigeage HF.

Les krigeages HF peuvent être générés à partir seulement des données RANS, on parle alors de mono-fidélité, ou au contraire obtenus en couplant les données BEMT et RANS via le HK, on parle alors de modèle MF.

Au cours de cette étude, il a été observé que les modèles de krigeage HF construits avec une fonction d'autocorrélation exponentielle présentaient systématiquement des performances nettement inférieures à celles obtenues avec les autres fonctions d'autocorrélation. En revanche, parmi les fonctions d'autocorrélation gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2, bien que les résultats varient, aucune ne se démarque clairement en moyenne comme étant significativement meilleure que les autres. Afin de se focaliser sur les informations pertinentes et de réduire la dispersion liée au choix de la fonction d'autocorrélation, les performances présentées dans la suite sont donc systématiquement moyennées pour les trois fonctions d'autocorrélation : gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2. Les tableaux A.1, A.3, A.5, A.7, présentés en annexe, affichent les performances moyennes des scores des modèles mono-fidélité ; chaque tableau correspond à une taille d'échantillon d'entraînement différente. Dans ces tableaux, en plus des scores Q^2_{test} et Q^2_{LOO}, est également reporté le coefficient de corrélation de Spearman κ. Ce dernier est calculé à partir des prédictions des modèles de krigeage et des valeurs de référence issues de l'échantillon test.

En principe, plus les données utilisées pour construire le krigeage LF sont corrélées avec les données HF, meilleure sera la prédiction du modèle MF. Afin de pouvoir observer en pratique si cette affirmation est vérifiée, deux situations sont considérées :

— Des modèles de krigeage LF seront générés à partir de données issues de paramétrisation BEMT observant un haut score de corrélation avec les données HF. Les paramétrisations BEMT en question sont : $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$ et $BEMT^*_{50}$.

— Des modèles de krigeage LF seront construits à partir de données issues de paramétrisation BEMT observant un faible score de corrélation avec les données HF. Les paramétrisations BEMT en question sont : $BEMT^m_{50}$ et $BEMT^w_{50}$, le modèle $BEMT^m_{50}$ atteint un score de corrélation de 0,50 pour C_P et de 0,83 pour C_T, tandis que le modèle $BEMT^w_{50}$ présente un score nul pour les deux coefficients. Ces scores de corrélations ont été calculés à partir d'un échantillon de taille $N = 50$. À titre d'information, l'indice w signifie *worst* (le pire) et l'indice m indique *medium* (moyen).

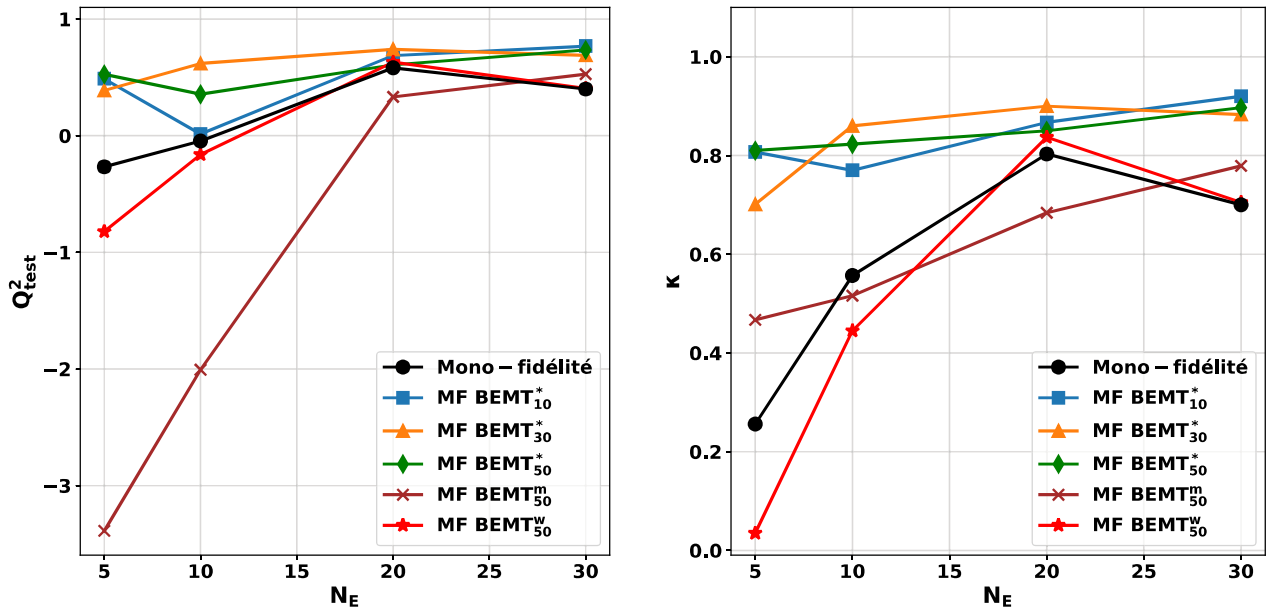
Les études présentées dans les sections précédentes ont permis d'identifier, pour l'approche LF, les éléments suivants :

— La fonction d'autocorrélation optimale ainsi que l'ordre optimal du vecteur de fonctions de base (Section 4.3.2.1) : paramétrisation k^*.

— La taille de l'échantillon d'entraînement jugée suffisante (voir Section 4.3.2.1) : 500.

Désormais, ces informations vont être employées afin de construire les modèles de krigeage LF utilisés dans l'approche MF. Un modèle LF distinct est généré pour chaque paramétrisation BEMT considérée : $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$, $BEMT^*_{50}$, $BEMT^m_{50}$ et $BEMT^w_{50}$.

Les résultats pour les modèles MF sont présentés en annexe dans les tableaux A.2, A.4, A.6, A.8, chaque tableau correspond à une taille d'échantillon d'entraînement différente. Dans



(a) Q^2_{test}. (b) κ.

FIG. 4.31 – Évolution des scores Q^2_{test} (a) et κ (b) obtenus pour différents modèles, en fonction de la taille de l'échantillon d'entraînement N_E. Les modèles comparés sont le modèle mono-fidélité ainsi que les modèles MF construits à partir de différentes paramétrisation BEMT. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

ces tableaux, sont indiquées les différences de scores entre les approches MF et mono-fidélité. Si la différence est positive, cela indique que l'approche MF a obtenu un meilleur score que l'approche mono-fidélité.

La Figure 4.31 compare les scores Q^2_{test} et κ obtenus avec les approches MF et mono-fidélité. Elle est construite à partir des données présentées en annexe, dans les tableaux A.1, A.2, A.3, A.4, A.5, A.6, A.7 et A.8.

Il peut être noté à l'aide de la Figure 4.31 que, pour un échantillon d'entraînement de taille $N_E = 5$, les modèles MF construits à partir des configurations LF optimales — $BEMT^*_{10}$, $BEMT^*_{30}$, $BEMT^*_{50}$ — obtiennent de bien meilleurs scores que le modèle mono-fidélité. En revanche, à l'exception du score κ obtenu avec le modèle MF basé sur $BEMT^m_{50}$, les configurations faiblement corrélées — $BEMT^m_{50}$ et $BEMT^w_{50}$ — n'apportent aucune amélioration et se révèlent même délétères. Fait surprenant, le modèle MF basé sur $BEMT^m_{50}$ obtient un score Q^2_{test} inférieur à celui fondé sur $BEMT^w_{50}$, alors même que cette configuration LF présente la corrélation la plus faible.

Avec un échantillon d'entraînement de taille $N_E = 10$, les modèles MF construits à partir des configurations LF optimales obtiennent toujours de meilleurs scores, bien que l'écart soit moins marqué que pour $N_E = 5$. De la même manière, les modèles MF fondés sur des configurations faiblement corrélées présentent eux aussi des effets délétères moins prononcés.

Avec un échantillon d'entraînement de taille $N_E = 20$, les modèles MF construits à partir des configurations LF optimales continuent d'obtenir de meilleurs scores, bien que l'écart avec le modèle mono-fidélité devienne faible. Comme précédemment, pour les modèles MF fondés sur des configurations faiblement corrélées, les effets délétères s'atténuent. On observe même que le modèle MF basé sur $BEMT_{50}^{w}$ surpasse le modèle mono-fidélité.

L'analyse des résultats obtenus avec un échantillon d'entraînement de taille $N_E = 30$ présente, de prime abord, une rupture par rapport à celles réalisées pour des tailles d'échantillon inférieures. En effet, cette fois-ci, l'augmentation de la taille de l'échantillon n'atténue pas les écarts entre modèles MF et mono-fidélité mais, au contraire, les accentue.

Cependant, on observe que le modèle mono-fidélité pour $N_E = 30$ obtient un score plus faible que pour $N_E = 20$ (voir tableaux A.5 et A.7). Ce résultat est surprenant, car, a priori, une augmentation de la taille de l'échantillon devrait améliorer la qualité du modèle construit, du moins pour des tailles encore aussi réduites. On peut donc en conclure que l'amélioration relative des modèles MF fondés sur les configurations LF optimales, par rapport au modèle mono-fidélité, est principalement due au fait que l'échantillon de taille $N_E = 30$ ne permet pas de construire un modèle mono-fidélité de bonne qualité.

4.3.3.2 Étude pour le coefficient C_T

Dans cette section, une étude est menée afin d'estimer l'apport de l'utilisation d'un modèle MF par rapport à un modèle mono-fidélité pour la prédiction du coefficient C_T, en suivant la même méthodologie que celle appliquée précédemment pour le coefficient C_P. Afin d'alléger cette section, seuls les éléments qui diffèrent de la section 4.3.3.1 sont mentionnés.

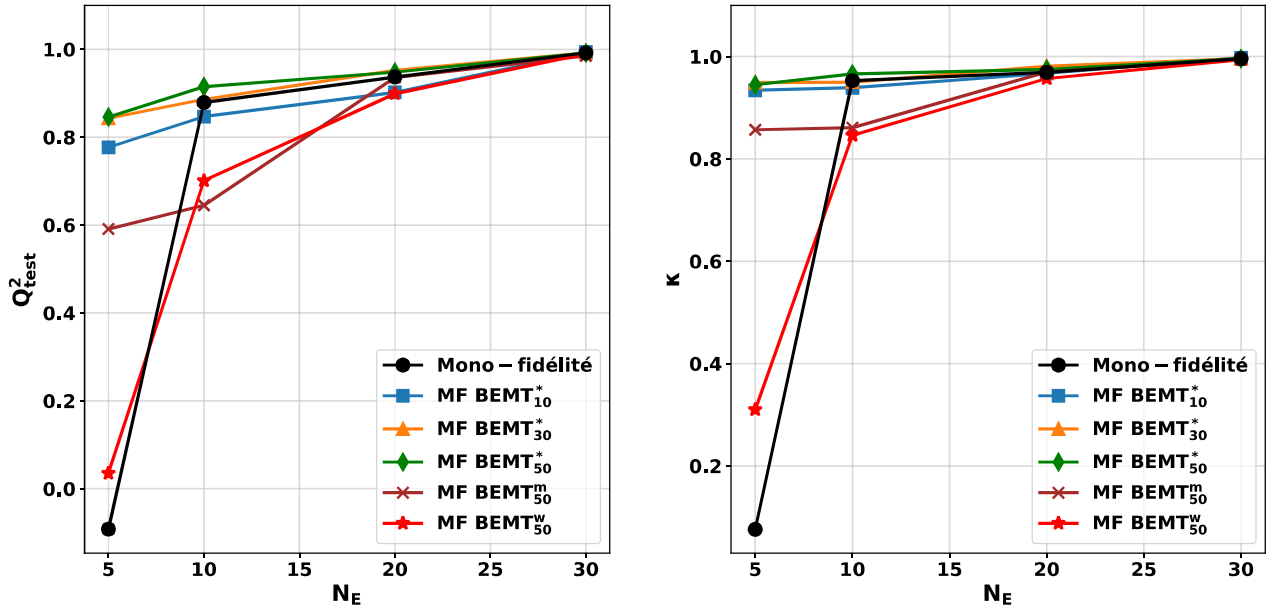
Les tableaux A.9, A.11, A.13, A.15, présentés en annexe, affichent les performances moyennes des scores des modèles mono-fidélité ; chaque tableau correspond à une taille d'échantillon d'entraînement distincte.

Les tableaux A.10, A.12, A.14, A.16, présentés en annexe, affichent les résultats pour les modèles MF.

La Figure 4.32 compare les scores Q^2_{test} et κ obtenus avec les approches MF et mono-fidélité. Elle est construite à partir des données présentées en annexe, dans les tableaux A.9, A.10, A.11, A.12, A.13, A.14, A.15 et A.16.

On peut noter à l'aide de la Figure 4.32 que pour un échantillon d'entraînement de taille $N_E = 5$, les modèles MF construits à partir des configurations LF optimales obtiennent de bien meilleurs scores que le modèle mono-fidélité. On peut aussi observer une amélioration importante pour le modèle MF construit à partir de $BEMT_{50}^{m}$ et une légère amélioration pour le modèle MF construit à partir de $BEMT_{50}^{w}$.

On observe que, pour un échantillon d'entraînement de taille supérieure à $N_E = 5$, les modèles MF ne présentent plus de réel intérêt pour la prédiction du coefficient C_T. Cette situation s'explique principalement par le fait que les scores des modèles mono-fidélité sont déjà très élevés — $Q^2_{test} = 0.879$ pour $N_E = 10$ (Tableau A.9), $Q^2_{test} = 0.937$ pour $N_E = 20$



(a) Q^2_{test}. (b) κ.

FIG. 4.32 – Évolution des scores Q^2_{test} (a) et κ (b) obtenus pour différents modèles, en fonction de la taille de l'échantillon d'entraînement N_E. Les modèles comparés sont le modèle mono-fidélité ainsi que les modèles MF construits à partir de différentes paramétrisation BEMT. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

(Tableau A.11) et $Q^2_{test} = 0.992$ pour $N_E = 30$ (Tableau A.15) — de sorte que l'apport de l'approche MF devient marginal.

Il est à noter que, quelle que soit la taille de l'échantillon d'entraînement N_E, les scores Q^2_{test} et κ sont nettement plus élevés pour les modèles MF et mono-fidélité construits pour le coefficient C_T que pour ceux construits pour le coefficient C_P. Cela suggère que la modélisation du coefficient C_P dans l'espace de conception est plus complexe que celle de C_T.

CHAPITRE 5

Conclusion et perspectives

Retour sur le contexte

Dans un contexte où la réduction des émissions de gaz à effet de serre constitue une priorité, il est nécessaire de développer des stratégies visant à accroître l'efficience des systèmes de production d'énergie. Concernant l'exploitation de l'énergie des courants marins, l'hydrolienne à axe horizontal est un dispositif présentant un degré de maturité élevé. Déjà au-delà du stade de validation en laboratoire, cette technologie est désormais déployée à l'échelle réelle, avec des dispositifs en fonctionnement *in situ*. De nouveaux projets d'implantation sont également prévus, notamment dans le Raz Blanchard. L'optimisation de la géométrie des pales constitue l'un des leviers permettant d'améliorer le rendement de ce type de turbine.

Au moment d'entreprendre une optimisation de forme se pose la question du choix des outils à mobiliser. Une première distinction peut être faite entre les approches expérimentales et numériques. Pour ce qui est des simulations numériques, elles peuvent être de différentes natures en fonction du niveau de fidélité souhaité. Les outils de simulation principalement utilisés dans la recherche et l'industrie pour estimer les performances d'une hydrolienne à axe horizontal sont la BEMT et la méthode RANS. La BEMT, qui repose sur la division du tube de courant passant par le rotor en sections annulaires, permet d'obtenir très rapidement une bonne estimation des performances de l'hydrolienne mais ne permet pas de prendre en compte les effets tridimensionnels. Elle peut ainsi être considérée comme une approche LF. La méthode RANS, au contraire, permet de prendre en compte ces effets 3D et est considérée comme une méthode de plus haute fidélité. L'adoption d'une stratégie MF, combinant BEMT et calculs RANS, apparaît dès lors particulièrement pertinente. Une telle approche vise à exploiter les informations issues des deux niveaux de fidélité afin de réduire le coût de calcul et de converger plus rapidement vers la géométrie optimale. Ces deux méthodes ont déjà été combinées lors

d'un processus d'optimisation concernant des pales d'hélicoptères mais cela n'avait jamais été le cas pour l'optimisation de pales d'hydrolienne.

Travail effectué

L'objectif de ce travail de thèse a été de réaliser une optimisation MF de forme de pales d'hydrolienne, combinant BEMT et calculs RANS afin d'augmenter le coefficient C_P, sous la contrainte que le coefficient C_T demeure inférieur ou égal à sa valeur initiale. À cette fin, les distributions de corde, d'épaisseur et d'angle de calage le long de la pale ont été ajustées. Ces modifications ont été réalisées à l'aide d'un vecteur de conception de dimension 12 et d'une méthode combinant B-splines et FFD. La turbine de référence considérée est le prototype à l'échelle 1/20 développé par l'IFREMER.

Une première étude a été menée afin de sélectionner les paramètres des simulations RANS. Ce processus de sélection a été guidé à partir des données expérimentales disponibles pour la turbine IFREMER. Les paramètres retenus après la campagne de simulations sont les suivants : un maillage polyédrique de 9 millions d'éléments, une distance amont équivalente à huit rayons de la turbine, la prise en compte de la rotation par une méthode MRF, ainsi que le modèle de turbulence $k-\omega$ SST, utilisé sans fonction de paroi ni modèle de transition.

Avant de se concentrer sur une approche LF utilisant la BEMT, un travail a été mené afin d'évaluer si certaines variantes de la méthode RANS pouvaient fournir des données LF pertinentes. Deux variantes ont été testées : l'une utilisant un maillage déraffiné, l'autre reposant sur une modélisation de type Euler (écoulement non visqueux). Après évaluation, il est apparu que les résultats de ces deux variantes étaient faiblement corrélés aux données RANS de référence. Ces deux variantes n'ont donc pas été retenues.

Par la suite, des tests ont été menés avec une approche BEMT calibrée. L'objectif de l'étape de calibration était de sélectionner, parmi 576 modèles BEMT, celui présentant le score de corrélation de Spearman le plus élevé avec les données RANS de référence, afin d'assurer une meilleure cohérence entre les deux approches. Le modèle BEMT retenu a obtenu des valeurs importantes pour le score de corrélation de Spearman — 0,80 pour C_P et 0,89 pour C_T — et a été adopté pour fournir les données LF. L'étape de calibration s'est avérée indispensable, car une grande disparité a été observée entre les modèles BEMT quant à leur niveau de corrélation avec les données RANS.

Une partie de ce travail de thèse a consisté à automatiser l'approche LF BEMT et l'approche HF RANS afin de pouvoir les utiliser de manière combinée lors d'un processus d'optimisation. Une optimisation dite mono-fidélité, car utilisant seulement les données RANS, a été comparée à une approche MF RANS-BEMT. Le modèle MF a été construit à l'aide du HK, et les optimisations ont été conduites via une méthode SBO. L'approche MF s'est révélée significativement plus rapide pour identifier les géométries optimales que l'approche mono-fidélité. En effet, après 30 évaluations RANS, l'optimisation MF conduit à une augmentation du coefficient C_P de 3,9 % et à une réduction du coefficient C_T de 11,7 %, tandis que, pour ce nombre d'évaluations,

aucune amélioration n'est notable avec l'approche mono-fidélité.

Une analyse physique des géométries obtenues a ensuite été réalisée : le processus d'optimisation converge vers des formes qui retardent le décollement de la couche limite et améliorent l'orientation des forces, ce qui permet d'augmenter le couple tout en réduisant la force de poussée. En pratique, l'optimiseur tend à augmenter à la fois l'angle de calage et la corde, tout en réduisant l'épaisseur. La couche limite reste ainsi attachée plus en aval pour la géométrie optimale que pour la géométrie initiale : +16 % en $r = 208$ mm, +18 % en $r = 285$ mm, et +14 % en $r = 331$ mm. De plus, cette analyse a pu montrer que, comme suggéré initialement par l'IFREMER, la géométrie initiale présente des zones où la couche limite est décollée. L'optimisation principalement destinée à l'augmentation du C_P a ainsi permis d'agir indirectement sur l'amélioration du comportement local de l'écoulement dans des zones initialement décollées.

Enfin, une étude a été menée pour évaluer la capacité de prédiction des modèles MF et mono-fidélité, construits pour les coefficients C_P et C_T. Il en ressort que l'utilisation d'un modèle MF améliore la prédiction du coefficient C_P pour des tailles d'échantillon d'entraînement allant jusqu'à $N = 30$. En revanche, le coefficient C_T est correctement prédit par les deux types de modèles, et l'intérêt de l'approche MF devient négligeable, voire nul, dès que la taille de l'échantillon d'entraînement dépasse $N = 5$. Il peut être déduit de cette observation que, si la réduction du coefficient C_T constitue l'objectif principal, l'approche mono-fidélité est suffisante. Ce constat est probablement lié au fait que les phénomènes physiques influençant le coefficient C_P sont plus sensibles à la qualité de la modélisation.

Limites et perspectives

Une des limitations majeures de ce travail de thèse réside dans l'effort de calcul nécessaire pour calibrer le modèle BEMT. En effet, un certain nombre de calculs HF sont requis pour ajuster le modèle LF, ce qui peut augmenter de manière significative le coût total en calcul. Malheureusement, les autres pistes pour construire un modèle LF se sont révélées infructueuses et, sans calibration de la méthode BEMT, il a été montré que la méthode a de fortes chances de ne pas être cohérente avec l'approche HF.

Cependant, il est important de noter que les calculs HF réalisés pour la calibration peuvent ensuite être réutilisés pour initialiser le modèle MF, ce qui permettrait *in fine* d'atteindre un coût équivalent entre la méthode MF et l'approche mono-fidélité.

Dans notre étude, l'approche MF a été initialisée à partir d'une LHS centrée sur le meilleur vecteur de conception issu du modèle LF sélectionné. Une perspective intéressante consisterait à ne pas se restreindre à la meilleure géométrie d'un unique modèle LF. En effet, plusieurs modèles LF présentant des scores de corrélation élevés pourraient être exploités pour effectuer une optimisation. Chacune de ces optimisations LF permettrait de proposer, à faible coût, plusieurs géométries à évaluer avec l'approche HF. Cette stratégie offrirait la possibilité de valoriser l'information provenant de plusieurs modèles LF dès la phase d'initialisation. De plus, si les ressources de calcul sont limitées, cette approche permettrait d'obtenir a priori plusieurs

géométries intéressantes à un faible coût.

Par ailleurs, bien que la méthode RANS offre une fidélité supérieure à celle de la BEMT, elle ne permet pas a priori une prédiction fine de l'écoulement, en particulier pour des pales partiellement en décrochage. Une des perspectives de ce travail de thèse serait par conséquent d'introduire des niveaux de fidélité supplémentaires, tels que des calculs URANS, voire de la LES, pour le niveau de fidélité le plus élevé. Cela permettrait d'accroître la confiance dans les résultats obtenus ; avec le HK, l'ajout de ces niveaux supplémentaires pourrait s'effectuer simplement.

De plus, il serait également pertinent de réaliser une optimisation robuste de l'hydrolienne, afin de déterminer la meilleure géométrie pour des conditions d'opération fluctuantes, telles que la variation du taux de turbulence, du coefficient λ ou de l'orientation de l'écoulement. Additionnellement, un axe d'amélioration pourrait consister à augmenter la complexité de la modélisation en intégrant les effets de houle.

D'autre part, la géométrie optimisée pourrait faire l'objet d'essais expérimentaux afin de vérifier et valider l'ensemble du processus d'optimisation ainsi que l'analyse physique menée. Les performances de la turbine optimisée pourraient ainsi être comparées à celles de la géométrie initiale.



Annexe

Étude pour le coefficient C_P

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	-0,267	0,182	0,256

TAB. A.1 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

Modèle BEMT (krigeage LF)	$\mathbf{BEMT^*_{10}}$			$\mathbf{BEMT^*_{30}}$			$\mathbf{BEMT^*_{50}}$			$\mathbf{BEMT^m_{50}}$			$\mathbf{BEMT^w_{50}}$		
	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
MF	0,488	0,614	0,807	0,388	0,317	0,701	0,526	0,653	0,810	-3,387	-0,464	0,467	-0,822	-0,441	0,035
Différence	0,755	0,432	0,550	0,655	0,136	0,445	0,793	0,471	0,554	-3,119	-0,645	0,211	-0,555	-0,622	-0,221

TAB. A.2 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	-0,045	0,561	0,557

TAB. A.3 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

Modèle BEMT (krigeage LF)	BEMT^{*}_{10}			BEMT^{*}_{30}			BEMT^{*}_{50}			BEMT^{m}_{50}			BEMT^{w}_{50}		
	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ
MF	0,015	0,840	0,770	0,619	0,886	0,860	0,355	0,636	0,823	-2,006	0,889	0,516	-0,162	0,228	0,445
Différences	0,059	0,279	0,213	0,664	0,326	0,303	0,400	0,075	0,267	-1,961	0,328	-0,057	-0,117	-0,332	-0,112

TAB. A.4 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ
Mono-fidélité	0,582	0,895	0,803

TAB. A.5 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

Modèle BEMT (krigeage LF)	BEMT^{*}_{10}			BEMT^{*}_{30}			BEMT^{*}_{50}			BEMT^{m}_{50}			BEMT^{w}_{50}		
	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ
MF	0,687	0,918	0,867	0,740	0,894	0,900	0,607	0,919	0,850	0,333	0,930	0,684	0,630	0,895	0,837
Différence	0,106	0,023	0,063	0,158	-0,001	0,097	0,026	0,024	0,047	-0,249	0,035	-0,120	0,049	0,000	0,033

TAB. A.6 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ
Mono-fidélité	0,400	0,776	0,700

TAB. A.7 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

Modèle BEMT (krigeage LF)	BEMT^{*}_{10}			BEMT^{*}_{30}			BEMT^{*}_{50}			BEMT^{m}_{50}			BEMT^{w}_{50}		
	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ	Q^2_{test}	Q^2_{LOO}	κ
MF	0,768	0,915	0,920	0,689	0,834	0,883	0,735	0,890	0,897	0,528	0,837	0,779	0,404	0,775	0,705
Différence	0,368	0,139	0,220	0,290	0,058	0,183	0,335	0,114	0,197	0,129	0,061	0,079	0,005	-0,001	0,005

TAB. A.8 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_P.

Étude pour le coefficient C_T

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	-0,092	0,766	0,076

TAB. A.9 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

Modèle BEMT (krigeage LF)	$\mathbf{BEMT^*_{10}}$			$\mathbf{BEMT^*_{30}}$			$\mathbf{BEMT^*_{50}}$			$\mathbf{BEMT^m_{50}}$			$\mathbf{BEMT^w_{50}}$		
	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
MF	0,777	0,718	0,934	0,843	0,857	0,949	0,846	0,916	0,945	0,591	-0,434	0,857	0,035	0,671	0,310
Différence	0,869	-0,048	0,858	0,935	0,091	0,873	0,938	0,150	0,869	0,683	-1,199	0,780	0,127	-0,094	0,233

TAB. A.10 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 5$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	0,879	0,980	0,953

TAB. A.11 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

Modèle BEMT (krigeage LF)	$\mathbf{BEMT^*_{10}}$			$\mathbf{BEMT^*_{30}}$			$\mathbf{BEMT^*_{50}}$			$\mathbf{BEMT^m_{50}}$			$\mathbf{BEMT^w_{50}}$		
	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
MF	0,847	0,973	0,939	0,886	0,992	0,950	0,915	0,972	0,966	0,645	0,972	0,861	0,701	0,936	0,846
Différence	-0,032	-0,007	-0,014	0,007	0,013	-0,003	0,036	-0,008	0,012	-0,234	-0,007	-0,092	-0,177	-0,044	-0,107

TAB. A.12 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 10$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	0,937	0,997	0,969

TAB. A.13 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

Modèle BEMT (krigeage LF)	$\mathbf{BEMT}^{*}_{10}$			$\mathbf{BEMT}^{*}_{30}$			$\mathbf{BEMT}^{*}_{50}$			$\mathbf{BEMT}^{\mathrm{m}}_{50}$			$\mathbf{BEMT}^{\mathrm{w}}_{50}$		
	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
MF	0,902	0,968	0,967	0,952	0,984	0,981	0,948	0,973	0,975	0,936	0,995	0,970	0,899	0,998	0,957
Différence	-0,036	-0,029	-0,002	0,014	-0,014	0,012	0,011	-0,024	0,006	-0,002	-0,002	0,001	-0,038	0,001	-0,012

TAB. A.14 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 20$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
Mono-fidélité	0,992	0,996	0,996

TAB. A.15 – Moyenne des scores de performance des modèles mono-fidélité, calculée sur trois kernels différents — Gaussien, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 —, pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

Modèle BEMT (krigeage LF)	$\mathbf{BEMT}^{*}_{10}$			$\mathbf{BEMT}^{*}_{30}$			$\mathbf{BEMT}^{*}_{50}$			$\mathbf{BEMT}^{\mathrm{m}}_{50}$			$\mathbf{BEMT}^{\mathrm{w}}_{50}$		
	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$	$\mathbf{Q^2_{test}}$	$\mathbf{Q^2_{LOO}}$	$\boldsymbol{\kappa}$
MF	0,994	0,996	0,998	0,992	0,998	0,996	0,992	0,998	0,996	0,985	0,997	0,994	0,990	0,995	0,994
Différence	0,002	0,001	0,002	0,000	0,002	0,001	0,000	0,003	0,000	-0,007	0,001	-0,001	-0,002	-0,001	-0,002

TAB. A.16 – Moyennes des scores des modèles MF, calculées à partir de 3 fonctions d'autocorrélation distinctes — gaussienne, Matérn 3/2 et Matérn 5/2 — et différence avec l'approche mono-fidélité pour un échantillon d'entraînement de taille $N = 30$. Les modèles sont construits pour le coefficient C_T.

Liste des acronymes

AIE — Agence Internationale pour l'Énergie

BEMT — *Blade Element Momentum Theory* — Théorie des éléments de pale et de la quantité de mouvement

BET — *Blade Element Theory* — Théorie des éléments de pale

BO — *Bayesian Optimization* — Optimisation bayésienne

CFD — *Computational Fluid Dynamics* — Dynamique des fluides numérique

CP — *Control Point* — Point de contrôle

DoE — *Design of Experiments* — Plan d'expériences

EI — *Expected Improvement* — Amélioration espérée

FFD — *Free-Form Deformation* — Déformation de forme libre

GIEC — Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat

HF — Haute fidélité

HK — *Hierarchical Kriging* — Kriging hiérarchique

IFREMER — Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer

LCB — *Lower Confidence Bound* — Borne inférieure de confiance

LES — *Large Eddy Simulation* — Simulation des grandes échelles

LF — *Low-Fidelity* — Basse fidélité

LHS — *Latin Hypercube Sampling* — Échantillonnage par hypercube latin

LOMC — Laboratoire Ondes et Milieux Complexes, UMR CNRS 6294, Université Le Havre Normandie

MF — Multi-fidélité

MRF — *Multiple Reference Frame* — Référentiels multiples

MSP — *Minimizing Surrogate Prediction* — Minimisation de la prédiction du modèle de substitution

MT — *Momentum Theory* — Théorie de la quantité de mouvement

PF — *Probability of Feasibility* — Probabilité de faisabilité

PI — *Probability of Improvement* — Probabilité d'amélioration

RANS — *Reynolds-Averaged Navier–Stokes* — Équations de Navier–Stokes moyennées

RBF — *Radial Basis Function* — Fonction de base radiale

SBO — *Surrogate-Based Optimization* — Optimisation à l'aide de modèles de substitution

sEI — *scaled Expected Improvement* — Amélioration espérée normalisée

SRF — *Single Reference Frame* — Référentiel unique

UK — *Universal Kriging* — Krigeage Universel

URANS — *Unsteady Reynolds-Averaged Navier–Stokes* — Équations de Navier–Stokes instationnaires moyennées

WSL — *Windows Subsystem for Linux* — Sous-système Windows pour Linux

Bibliographie

[1] IPCC. “Summary for Policymakers”. In : *Climate Change 2023 : Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Sous la dir. de Core Writing Team, H. Lee et J. Romero. Geneva, Switzerland : IPCC, 2023, p. 1-34. doi : 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.001 (cf. p. 15).

[2] NASA Goddard Institute for Space Studies. *GISTEMP v4 : Analysis Graphs and Plots*. https://data.giss.nasa.gov/gistemp/graphs_v4/. Page updated : Aug 8, 2025. Website Curator : Robert B. Schmunk ; NASA Official : Gavin A. Schmidt. Consulted on : 2025-08-26 (cf. p. 16).

[3] International Energy Agency. *Electricity 2025 : Analysis and forecast to 2027*. https://www.iea.org/reports/electricity-2025. Fév. 2025 (cf. p. 16).

[4] International Energy Agency. *World Energy Investment 2025 : 10th Edition*. https://www.iea.org/reports/world-energy-investment-2025. Juin 2025 (cf. p. 16, 17).

[5] International Energy Agency. *Renewables 2024*. Rapp. tech. International Energy Agency, oct. 2024. url : https://www.iea.org/reports/renewables-2024 (cf. p. 16).

[6] S. Sheth et M. Shahidehpour. “Tidal energy in electric power systems”. In : *IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005*. IEEE. 2005, p. 630-635 (cf. p. 17).

[7] C. Shetty et A. Priyam. “A review on tidal energy technologies”. In : *Materials Today : Proceedings* 56 (2022), p. 2774-2779 (cf. p. 17).

[8] L. Furgerot et al. “High-resolution bathymetry of the Alderney Race and its geological and sedimentological description (Raz Blanchard, northwest France)”. In : *Journal of Maps* 15.2 (2019), p. 708-718 (cf. p. 17).

[9] P. Mycek. “Étude numérique et expérimentale du comportement d’hydroliennes”. Thèse de doct. Université du Havre, 2013 (cf. p. 18).

[10] J. Liu, H. Lin et J. Zhang. “Review on the technical perspectives and commercial viability of vertical axis wind turbines”. In : *Ocean Engineering* 182 (2019), p. 608-626 (cf. p. 17).

[11] M. G. U. Lundin et M. Leijon. “Ocean energy”. In : *Department of Electricity and Lightning Research Uppsala University* (2001), p. 1-21 (cf. p. 18).

[12] N. Guillaud et al. “Large eddy simulations on vertical axis hydrokinetic turbines-power coefficient analysis for various solidities”. In : *Renewable Energy* 147 (2020), p. 473-486 (cf. p. 18).

[13] D. Magagna, R. Monfardini et A. Uihlein. *JRC Ocean Energy Status Report 2016 Edition : Technology, market and economic aspects of ocean energy in Europe*. Rapp. tech. Luxembourg : Joint Research Centre, European Commission, 2016. DOI : 10.2760/509876 (cf. p. 18).

[14] IEA Ocean Energy Systems (IEA-OES). *Annual Report : An Overview of Ocean Energy Activities in 2024*. Published by the Executive Committee of IEA Ocean Energy Systems. 2025 (cf. p. 18).

[15] B. Gaurier. "Etude expérimentale des performances d'une hydrolienne, soumise aux effets de la turbulence et de l'intéraction houle-courant". Thèse de doct. Normandie Université, 2020 (cf. p. 19, 25, 30, 31, 33-36, 64, 66, 123).

[16] L. Myers et A. Bahaj. "An experimental investigation simulating flow effects in first generation marine current energy converter arrays". In : *Renewable Energy* 37.1 (2012), p. 28-36 (cf. p. 20).

[17] A. Betz. "Das Maximum der theoretisch möglichen Ausnützung des Windes durch Windmotoren". In : *Zeitschrift für das gesamte Turbinenwesen* (1920) (cf. p. 19).

[18] R. Chini, M. Ordonez et R. Bachmayer. "Blades optimization for an ocean current horizontal axis turbine using response surface methodology". In : *OCEANS 2011 IEEE-Spain*. IEEE. 2011, p. 1-8 (cf. p. 20).

[19] B. Huang et T. Kanemoto. "Multi-objective numerical optimization of the front blade pitch angle distribution in a counter-rotating type horizontal-axis tidal turbine". In : *Renewable Energy* 81 (2015), p. 837-844 (cf. p. 20, 50, 125).

[20] D. Sale, J. Jonkman et W. Musial. *Hydrodynamic optimization method and design code for stall-regulated hydrokinetic turbine rotors*. Rapp. tech. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2009 (cf. p. 20, 21).

[21] M. Tahani et al. "Multi objective optimization of horizontal axis tidal current turbines, using Meta heuristics algorithms". In : *Energy conversion and management* 103 (2015), p. 487-498 (cf. p. 20, 21).

[22] J. Xu et al. "A cost-effective CNN-BEM coupling framework for design optimization of horizontal axis tidal turbine blades". In : *Energy* 282 (2023), p. 128707 (cf. p. 20).

[23] P. M. Kumar et al. "Multi-fidelity optimization of blade thickness parameters for a horizontal axis tidal stream turbine". In : *Renewable energy* 135 (2019), p. 277-287 (cf. p. 20, 22, 50, 60, 63).

[24] K. Thandayutham et A. Samad. "Hydrostructural optimization of a marine current turbine through multi-fidelity numerical models". In : *Arabian Journal for Science and Engineering* 45.2 (2020), p. 935-952 (cf. p. 20, 22, 36, 50, 59, 60, 63).

[25] F.-w. Zhu et al. "Blade design and optimization of a horizontal axis tidal turbine". In : *Ocean Engineering* 195 (2020), p. 106652 (cf. p. 20, 22, 24, 36, 50, 63).

[26] A. Bahaj, W. Batten et G. McCann. "Experimental verifications of numerical predictions for the hydrodynamic performance of horizontal axis marine current turbines". In : *Renewable energy* 32.15 (2007), p. 2479-2490 (cf. p. 20, 36).

[27] W. Batten et al. “Experimentally validated numerical method for the hydrodynamic design of horizontal axis tidal turbines”. In : *Ocean engineering* 34.7 (2007), p. 1013-1020 (cf. p. 20, 36).

[28] W. Batten et al. “The prediction of the hydrodynamic performance of marine current turbines”. In : *Renewable energy* 33.5 (2008), p. 1085-1096 (cf. p. 20, 36).

[29] R. Lanzafame et M. Messina. “Fluid dynamics wind turbine design : Critical analysis, optimization and application of BEM theory”. In : *Renewable energy* 32.14 (2007), p. 2291-2305 (cf. p. 20).

[30] G. Guma et al. “Consistent 3D CFD and BEM simulations of a research turbine considering rotational augmentation”. In : *Journal of Physics : Conference Series*. T. 1037. 2. IOP Publishing. 2018, p. 022024 (cf. p. 20).

[31] J. Thé et H. Yu. “A critical review on the simulations of wind turbine aerodynamics focusing on hybrid RANS-LES methods”. In : *Energy* 138 (2017), p. 257-289 (cf. p. 20).

[32] F. Grasso. “Design and optimization of tidal turbine airfoil”. In : *Journal of Aircraft* 49.2 (2012), p. 636-643 (cf. p. 21).

[33] Z.-H. Han, K.-S. Zhang et al. “Surrogate-based optimization”. In : *Real-world applications of genetic algorithms* 343 (2012), p. 343-362 (cf. p. 22, 92).

[34] A. I. Forrester et A. J. Keane. “Recent advances in surrogate-based optimization”. In : *Progress in aerospace sciences* 45.1-3 (2009), p. 50-79 (cf. p. 22, 92).

[35] C. Rasmussen et C. Williams. *Gaussian Processes for Machine Learning*. Adaptive Computation and Machine Learning series. MIT Press, 2005. isbn : 9780262182539. url : https://books.google.fr/books?id=GhoSngEACAAJ (cf. p. 22).

[36] T. Simpson et al. “Comparison of response surface and kriging models for multidisciplinary design optimization”. In : *7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO symposium on multidisciplinary analysis and optimization*. 1998, p. 4755 (cf. p. 22).

[37] P. I. Frazier. “A tutorial on Bayesian optimization”. In : *arXiv preprint arXiv :1807.02811* (2018) (cf. p. 22).

[38] K. Deb et al. “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II”. In : *IEEE transactions on evolutionary computation* 6.2 (2002), p. 182-197 (cf. p. 22).

[39] A. I. Forrester, A. Sóbester et A. J. Keane. “Multi-fidelity optimization via surrogate modelling”. In : *Proceedings of the royal society a : mathematical, physical and engineering sciences* 463.2088 (2007), p. 3251-3269 (cf. p. 23).

[40] Z.-H. Han et S. Görtz. “Hierarchical kriging model for variable-fidelity surrogate modeling”. In : *AIAA journal* 50.9 (2012), p. 1885-1896 (cf. p. 23, 87, 90, 91).

[41] A. Ariyarit et al. “Hybrid surrogate-model-based multi-fidelity efficient global optimization applied to helicopter blade design”. In : *Engineering Optimization* 50.6 (2018), p. 1016-1040 (cf. p. 23).

[42] X. Wu et al. “Multi-fidelity neural network-based aerodynamic optimization framework for propeller design in electric aircraft”. In : *Aerospace Science and Technology* 146 (2024), p. 108963 (cf. p. 23, 59).

[43] I. Abdallah, C. Lataniotis et B. Sudret. “Parametric hierarchical kriging for multi-fidelity aero-servo-elastic simulators—Application to extreme loads on wind turbines”. In : *Probabilistic Engineering Mechanics* 55 (2019), p. 67-77 (cf. p. 23, 90, 91).

[44] N. Mourousias et al. “Multi-fidelity multi-objective optimization of a high-altitude propeller”. In : *AIAA Aviation 2023 Forum*. 2023, p. 3590 (cf. p. 23, 90).

[45] N. Razaaly, G. Persico et P. M. Congedo. “Multi-fidelity surrogate-based optimization of transonic and supersonic axial turbine profiles”. In : *Turbo Expo : Power for Land, Sea, and Air*. T. 84089. American Society of Mechanical Engineers. 2020, V02CT35A026 (cf. p. 25, 90, 96, 101).

[46] P. S. Palar et K. Shimoyama. “Multi-fidelity uncertainty analysis in CFD using hierarchical kriging”. In : *35th AIAA applied aerodynamics conference*. 2017, p. 3261 (cf. p. 25, 90).

[47] M. Lee et al. “An efficient multi-fidelity design optimization framework for a thermoelectric generator system”. In : *Energy Conversion and Management* 315 (2024), p. 118788 (cf. p. 25).

[48] M. Lee et al. “Efficient and robust thermal battery design optimization leveraging physically similar data”. In : *Applied Thermal Engineering* 269 (2025), p. 126009 (cf. p. 25).

[49] S. Koziel et L. Leifsson. “Multi-level CFD-based airfoil shape optimization with automated low-fidelity model selection”. In : *Procedia Computer Science* 18 (2013), p. 889-898 (cf. p. 25, 110).

[50] C. Park, R. T. Haftka et N. H. Kim. “Remarks on multi-fidelity surrogates”. In : *Structural and Multidisciplinary Optimization* 55 (2017), p. 1029-1050 (cf. p. 25).

[51] L. Zheng, T. L. Hedrick et R. Mittal. “A multi-fidelity modelling approach for evaluation and optimization of wing stroke aerodynamics in flapping flight”. In : *Journal of Fluid Mechanics* 721 (2013), p. 118-154 (cf. p. 25).

[52] C. Spearman. “The Proof and Measurement of Association between Two Things”. In : *The American Journal of Psychology* 15.1 (1904), p. 72-101. issn : 00029556. url : http://www.jstor.org/stable/1412159 (visité le 02/06/2025) (cf. p. 25, 103).

[53] B. Gaurier et al. “Three tidal turbines in interaction : An experimental study of turbulence intensity effects on wakes and turbine performance”. In : *Renewable Energy* 148 (2020), p. 1150-1164 (cf. p. 25, 30).

[54] P. Mycek et al. “Experimental study of the turbulence intensity effects on marine current turbines behaviour. Part I : One single turbine”. In : *Renewable Energy* 66 (2014), p. 729-746 (cf. p. 25, 30, 33, 65, 67).

[55] G. Farin. *Curves and Surfaces for CAGD : A Practical Guide*. 5e éd. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2002 (cf. p. 25, 77).

[56] T. W. Sederberg et S. R. Parry. “Free-form deformation of solid geometric models”. In : *Proceedings of the 13th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 1986, p. 151-160 (cf. p. 25, 79).

[57] Siemens Digital Industries Software. *Simcenter STAR-CCM+*. Version 2022.1. More information available at : https://plm.sw.siemens.com/fr-FR/simcenter/fluids-thermal-simulation/star-ccm/. 2022 (cf. p. 25, 50, 51, 60).

[58] Microsoft. *Windows Subsystem for Linux documentation*. 2025. url : https://learn.microsoft.com/en-us/windows/wsl/ (cf. p. 26).

[59] FreeCAD Community. *FreeCAD : Open Source Parametric 3D CAD Modeler*. Version 0.21.2. More information available at : https://www.freecad.org/. 2023 (cf. p. 26, 71).

[60] B. Gaurier et al. "Tidal energy "Round Robin" tests comparisons between towing tank and circulating tank results". In : *International Journal of Marine Energy* 12 (2015), p. 87-109 (cf. p. 30-32, 123).

[61] B. Gaurier et al. "Wave and Current Flume Tank of Boulogne-Sur-Mer. Description of the Facility and Its Equipment". In : *IFREMER : Boulogne-Sur-Mer, France* (2018) (cf. p. 30, 31).

[62] B. Gaurier et al. "Flume tank characterization of marine current turbine blade behaviour under current and wave loading". In : *Renewable Energy* 59 (2013), p. 1-12 (cf. p. 31).

[63] J. Riglin et al. "Characterization of a micro-hydrokinetic turbine in close proximity to the free surface". In : *Ocean Engineering* 110 (2015), p. 270-280 (cf. p. 33).

[64] R. Murray. "PASSIVELY ADAPTIVE TIDAL TURBINE BLADES : DESIGN METHODOLOGY AND EXPERIMENTAL TESTING." Thèse de doct. Dalhousie University, 2016 (cf. p. 34).

[65] B. Gaurier et al. "MaRINET2 tidal energy round robin tests—performance comparison of a horizontal axis turbine subjected to combined wave and current conditions". In : *Journal of Marine Science and Engineering* 8.6 (2020), p. 463 (cf. p. 35, 54, 61-63).

[66] J. Winslow et al. "Basic understanding of airfoil characteristics at low Reynolds numbers (10 4–10 5)". In : *Journal of aircraft* 55.3 (2018), p. 1050-1061 (cf. p. 36).

[67] Ö. S. Özçakmak et al. "Laminar-turbulent transition detection on airfoils by high-frequency microphone measurements". In : *Wind Energy* 22.10 (2019), p. 1356-1370 (cf. p. 36).

[68] T. J. Mueller et S. M. Batill. "Experimental studies of separation on a two-dimensional airfoil at low Reynolds numbers". In : *AIAA journal* 20.4 (1982), p. 457-463 (cf. p. 36, 40).

[69] M. Bourhis, M. Pereira et F. Ravelet. "Experimental investigation of the effects of the Reynolds number on the performance and near wake of a wind turbine". In : *Renewable Energy* 209 (2023), p. 63-70 (cf. p. 36).

[70] M. Ge, D. Tian et Y. Deng. "Reynolds number effect on the optimization of a wind turbine blade for maximum aerodynamic efficiency". In : *Journal of Energy Engineering* 142.1 (2016), p. 04014056 (cf. p. 36).

[71] A. Maries et al. "Interactive exploration of stress tensors used in computational turbulent combustion". In : *New Developments in the Visualization and Processing of Tensor Fields*. Springer. 2012, p. 137-156 (cf. p. 37).

[72] T. Burton et al. *Wind energy handbook*. John Wiley & Sons, 2011 (cf. p. 37).

[73] J. F. Manwell, J. G. McGowan et A. L. Rogers. *Wind energy explained : theory, design and application*. John Wiley & Sons, 2010 (cf. p. 37).

[74] P. J. Moriarty et A. C. Hansen. *AeroDyn theory manual*. Rapp. tech. National Renewable Energy Lab., Golden, CO (US), 2005 (cf. p. 37, 42, 43).

[75] G. Ingram. "Wind turbine blade analysis using the blade element momentum method. version 1.1". In : *Durham University, Durham* 2011 (2011) (cf. p. 37, 38).

[76] M. Drela. "XFOIL : An analysis and design system for low Reynolds number airfoils". In : *Low Reynolds Number Aerodynamics : Proceedings of the Conference Notre Dame, Indiana, USA, 5–7 June 1989*. Springer. 1989, p. 1-12 (cf. p. 39, 40).

[77] L. A. Viterna et D. C. Janetzke. *Theoretical and experimental power from large horizontal-axis wind turbines*. Rapp. tech. NASA Lewis Research Center, Cleveland, OH (United States), 1982 (cf. p. 39-41).

[78] M.-A. Dufour et al. "Development and validation of a lifting-line code associated with the vortex particle method software Dorothy". In : *Wind Energy* (2024) (cf. p. 39).

[79] W. Zhu et al. "The unsteady Kutta condition on an airfoil in a surging flow". In : *Journal of Fluid Mechanics* 893 (2020), R2 (cf. p. 40).

[80] M. Drela et M. B. Giles. "Viscous-inviscid analysis of transonic and low Reynolds number airfoils". In : *AIAA journal* 25.10 (1987), p. 1347-1355 (cf. p. 40).

[81] M. Drela. *XFOIL 6.9 User Primer*. https://web.mit.edu/drela/Public/web/xfoil/. 2001 (cf. p. 40).

[82] J. Van Ingen. "The eN method for transition prediction. Historical review of work at TU Delft". In : *38th Fluid Dynamics Conference and Exhibit*. 2008, p. 3830 (cf. p. 40).

[83] F. Bertagnolio et al. "Wind turbine airfoil catalogue". In : (2001) (cf. p. 41).

[84] S. F. Hoerner. *Fluid-Dynamic Drag : Practical Information on Aerodynamic Drag and Hydrodynamic Resistance*. Hoerner Fluid Dynamics, 1965 (cf. p. 41).

[85] J. C. Hunt, A. A. Wray et P. Moin. "Eddies, streams, and convergence zones in turbulent flows". In : *Studying turbulence using numerical simulation databases, 2. Proceedings of the 1988 summer program* (1988) (cf. p. 42).

[86] E. Branlard. "Wind turbine tip-loss corrections". In : *Technical University of Denmark.* 185 (2011) (cf. p. 43, 45).

[87] J. Michna et K. Rogowski. "Numerical study of the effect of the Reynolds number and the turbulence intensity on the performance of the NACA 0018 airfoil at the low Reynolds number regime". In : *Processes* 10.5 (2022), p. 1004 (cf. p. 45).

[88] S. F. Hoerner et H. V. Borst. "Fluid-dynamic lift : Practical information on aerodynamic and hydrodynamic lift". In : *NASA STI/Recon Technical Report A* 76 (1975), p. 32167 (cf. p. 45).

[89] T. A. de Jesus Henriques et al. "The influence of blade pitch angle on the performance of a model horizontal axis tidal stream turbine operating under wave–current interaction". In : *Energy* 102 (2016), p. 166-175 (cf. p. 47).

[90] P. Spalart et S. Allmaras. “A one-equation turbulence model for aerodynamic flows”. In : *30th aerospace sciences meeting and exhibit*. 1992, p. 439 (cf. p. 50).

[91] B. Launder. “The numerical computation of turbulent flows”. In : *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 3.2 (1974), p. 269-289 (cf. p. 50).

[92] D. C. Wilcox. “Reassessment of the scale-determining equation for advanced turbulence models”. In : *AIAA journal* 26.11 (1988), p. 1299-1310 (cf. p. 50).

[93] F. R. Menter. “Two-equation eddy-viscosity turbulence models for engineering applications”. In : *AIAA journal* 32.8 (1994), p. 1598-1605 (cf. p. 50).

[94] F. R. Menter, M. Kuntz, R. Langtry et al. “Ten years of industrial experience with the SST turbulence model”. In : *Turbulence, heat and mass transfer* 4.1 (2003), p. 625-632 (cf. p. 50, 51).

[95] R. Team. *D3.2 – Blade resolved CFD modelling of tidal turbines*. Rapp. tech. Accessed : 2025-07-07. RealTide, n.d. url : https://tidalenergydata.org/media/documents/RLT-WP3-2-PDL-000-00-Report-on-Blade-resolved-CFD-modelling-of-the-Sabella-turbine.pdf (cf. p. 50, 59).

[96] F. M. White. *Viscous Fluid Flow*. 2e éd. New York : McGraw-Hill, 1991 (cf. p. 52).

[97] B. Liu, M. Vanierschot et F. Buysschaert. “Effects of transition turbulence modeling on the hydrodynamic performance prediction of a rim-driven thruster under different duct designs”. In : *Ocean Engineering* 256 (2022), p. 111142 (cf. p. 55).

[98] N. Tabatabaei et al. “Techniques for turbulence tripping of boundary layers in RANS simulations”. In : *Flow, Turbulence and Combustion* 108.3 (2022), p. 661-682 (cf. p. 55).

[99] J. Bredberg. “On the wall boundary condition for turbulence models”. In : *Chalmers University of Technology, Department of Thermo and Fluid Dynamics. Internal Report 00/4. G oteborg* (2000), p. 8-16 (cf. p. 56).

[100] Wikipedia contributors. *Law of the wall — Wikipedia, The Free Encyclopedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Law_of_the_wall. [Accessed : 2025-07-09]. 2025 (cf. p. 57).

[101] ANSYS, Inc. *ANSYS Fluent Theory Guide*. Release 2024 R2, Section : Multiple Reference Frame (MRF) Model. 2024. url : https://ansyshelp.ansys.com/public/account/secured?returnurl=/Views/Secured/corp/v242/en/flu_th/flu_th_sec_mpm.html (cf. p. 59).

[102] M. J. Lawson, Y. Li et D. C. Sale. “Development and verification of a computational fluid dynamics model of a horizontal-axis tidal current turbine”. In : *International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering*. T. 44373. 2011, p. 711-720 (cf. p. 60, 125).

[103] J. H. Lee et al. “Computational methods for performance analysis of horizontal axis tidal stream turbines”. In : *Applied energy* 98 (2012), p. 512-523 (cf. p. 63).

[104] I. H. Abbott et A. E. von Doenhoff. *Theory of Wing Sections : Including a Summary of Airfoil Data*. New York : Dover Publications, 1959 (cf. p. 71).

[105] E. Marino et al. “Effects of parameterization and knot placement techniques on primal and mixed isogeometric collocation formulations of spatial shear-deformable beams with varying curvature and torsion”. In : *Computers & Mathematics with Applications* 80.11 (2020), p. 2563-2585 (cf. p. 78).

[106] N. Razaaly et al. *Towards Multi-Point Surrogate-based Optimization for Automated Nozzle Design*. Presented at AERO, 2024. 2024 (cf. p. 80).

[107] J. Nocedal et S. J. Wright. *Numerical optimization*. Springer, 2006 (cf. p. 87).

[108] J. A. Nelder et R. Mead. "A simplex method for function minimization". In : *The computer journal* 7.4 (1965), p. 308-313 (cf. p. 87).

[109] D. R. Jones et J. R. Martins. "The DIRECT algorithm : 25 years Later". In : *Journal of global optimization* 79.3 (2021), p. 521-566 (cf. p. 87).

[110] N. Hansen. "The CMA evolution strategy : A tutorial". In : *arXiv preprint arXiv :1604.00772* (2016) (cf. p. 87).

[111] R. Storn et K. Price. "Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces". In : *Journal of global optimization* 11.4 (1997), p. 341-359 (cf. p. 87, 92).

[112] D. Whitley. "Next generation genetic algorithms : a user's guide and tutorial". In : *Handbook of metaheuristics*. Springer, 2018, p. 245-274 (cf. p. 87).

[113] J.-M. Bourinet. "Reliability analysis and optimal design under uncertainty-Focus on adaptive surrogate-based approaches". Thèse de doct. Université Clermont Auvergne, 2018 (cf. p. 87, 91).

[114] B. Fornberg et N. Flyer. *A primer on radial basis functions with applications to the geosciences*. SIAM, 2015 (cf. p. 87).

[115] O. A. Montesinos López, A. Montesinos López et J. Crossa. *Multivariate statistical machine learning methods for genomic prediction*. Springer Nature, 2022 (cf. p. 87).

[116] S. Willeke et T. Verstraete. "Adjoint optimization of an internal cooling channel u-bend". In : *Turbo Expo : Power for Land, Sea, and Air*. T. 56710. American Society of Mechanical Engineers. 2015, V05AT11A029 (cf. p. 87).

[117] E. M. Papoutsis-Kiachagias et K. C. Giannakoglou. "Continuous adjoint methods for turbulent flows, applied to shape and topology optimization : industrial applications". In : *Archives of Computational Methods in Engineering* 23.2 (2016), p. 255-299 (cf. p. 87).

[118] M. H. A. Madsen et al. "Multipoint high-fidelity CFD-based aerodynamic shape optimization of a 10 MW wind turbine". In : *Wind Energy Science* 4.2 (2019), p. 163-192 (cf. p. 87).

[119] M. A. Bouhlel et al. "Improving kriging surrogates of high-dimensional design models by Partial Least Squares dimension reduction". In : *Structural and Multidisciplinary Optimization* 53.5 (2016), p. 935-952 (cf. p. 88).

[120] D. Bettebghor et al. "Surrogate modeling approximation using a mixture of experts based on EM joint estimation". In : *Structural and multidisciplinary optimization* 43.2 (2011), p. 243-259 (cf. p. 88).

[121] M. C. Kennedy et A. O'Hagan. "Predicting the output from a complex computer code when fast approximations are available". In : *Biometrika* 87.1 (2000), p. 1-13 (cf. p. 91).

[122] E. Brochu, V. M. Cora et N. De Freitas. “A tutorial on Bayesian optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning”. In : *arXiv preprint arXiv :1012.2599* (2010) (cf. p. 92).

[123] D. D. Cox et S. John. “A statistical method for global optimization”. In : *[Proceedings] 1992 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics*. IEEE. 1992, p. 1241-1246 (cf. p. 93).

[124] H. J. Kushner. “A new method of locating the maximum point of an arbitrary multipeak curve in the presence of noise”. In : (1964) (cf. p. 93).

[125] D. R. Jones, M. Schonlau et W. J. Welch. “Efficient global optimization of expensive black-box functions”. In : *Journal of Global optimization* 13.4 (1998), p. 455-492 (cf. p. 94).

[126] U. Noè et D. Husmeier. “On a new improvement-based acquisition function for Bayesian optimization”. In : *arXiv preprint arXiv :1808.06918* (2018) (cf. p. 94).

[127] A. G. Watson et R. J. Barnes. “Infill sampling criteria to locate extremes”. In : *Mathematical Geology* 27.5 (1995), p. 589-608 (cf. p. 95).

[128] N. Bartoli et al. “Adaptive modeling strategy for constrained global optimization with application to aerodynamic wing design”. In : *Aerospace Science and technology* 90 (2019), p. 85-102 (cf. p. 96).

[129] R. Priem et al. “Upper trust bound feasibility criterion for mixed constrained Bayesian optimization with application to aircraft design”. In : *Aerospace Science and Technology* 105 (2020), p. 105980 (cf. p. 96).

[130] J. B. McQueen. “Some methods of classification and analysis of multivariate observations”. In : *Proc. of 5th Berkeley Symposium on Math. Stat. and Prob.* 1967, p. 281-297 (cf. p. 98).

[131] J. C. Helton et F. J. Davis. “Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems”. In : *Reliability Engineering & System Safety* 81.1 (2003), p. 23-69 (cf. p. 99).

[132] G. W. Corder et D. I. Foreman. *Nonparametric statistics : A step-by-step approach*. John Wiley & Sons, 2014 (cf. p. 103).

[133] M. Biçakli, N. Razaaly et L. Chatellier. “Optimization of tidal turbine blades”. In : *Innovations in Renewable Energies Offshore*. CRC Press, 2024, p. 71-80 (cf. p. 105).

[134] O. Dubrule. “Cross validation of kriging in a unique neighborhood”. In : *Journal of the International Association for Mathematical Geology* 15.6 (1983), p. 687-699 (cf. p. 137, 138).

Optimisation multi-fidélité de pales d'hydrolienne

Résumé :

Cette thèse traite de l'optimisation géométrique de pales d'hydrolienne à axe horizontal, à l'aide d'une approche multi-fidélité combinant des données de basse fidélité obtenues à l'aide de la BEMT (Blade Element Momentum Theory) et des données de plus haute fidélité issues de calculs RANS. L'objectif de l'optimisation est de maximiser le coefficient de puissance C_P tout en maintenant le coefficient de poussée C_T inférieur à celui de la géométrie initiale. Cette contrainte est prise en compte à l'aide d'une technique de pénalisation, et l'optimisation est réalisée à l'aide d'un outil développé en interne. La BEMT est une méthode peu coûteuse, utilisée dans l'industrie et la recherche, qui permet d'estimer les coefficients C_P et C_T rapidement. Cependant, cette technique présente certaines limitations. Elle repose sur une discrétisation radiale du domaine fluide et de la pale ; les efforts globaux sont obtenus par la sommation des contributions des sections 2D, indépendantes les unes des autres. À l'inverse, la méthode RANS, considérée comme de plus haute fidélité, permet de modéliser l'écoulement tridimensionnel autour de la pale. En conséquence, une méthode multi-fidélité, construite à partir de calculs BEMT rapides à effectuer, puis enrichie par des simulations RANS, est développée. Dans le cadre de cette étude, un des défis majeurs réside dans la paramétrisation du modèle basse fidélité. Cette paramétrisation conditionne la corrélation entre les simulations issues des calculs basse fidélité et les résultats de plus haute fidélité. Pour répondre à cette difficulté, une étape de calibration du modèle BEMT est réalisée, fondée sur la maximisation du coefficient de corrélation de Spearman, calculé à partir des résultats BEMT et RANS. Pour valider la méthode RANS, une campagne de simulations numériques et une étude de convergence en maillage sont réalisées. De plus, l'ensemble des chaînes de calcul BEMT et RANS a été entièrement automatisé afin d'être intégré dans le processus d'optimisation. Les géométries 3D sont générées à l'aide du logiciel FreeCAD, tandis que le maillage et les calculs CFD sont réalisés via Star-CCM+. Pour converger plus rapidement, l'optimisation s'appuie sur une approche utilisant des métamodèles probabilistes. Ces modèles permettent de construire des fonctions d'acquisition — utilisées pour identifier les designs les plus prometteurs — à l'aide d'une approche bayésienne. Le modèle multi-fidélité retenu est le kriging hiérarchique, qui présente plusieurs avantages, notamment celui d'éviter la construction d'une large matrice de covariance pour le couplage entre niveaux de fidélité. Les modifications géométriques portent sur les distributions d'épaisseur, de corde et d'angle des profils le long de la pale. Afin de réduire le nombre de dimensions de l'espace de conception et de générer des géométries pertinentes, les distributions sont paramétrées à l'aide d'une méthode combinant B-Splines et Free-Form Deformation. Pour confirmer l'intérêt de l'approche multi-fidélité par rapport à une approche utilisant uniquement des données RANS, des tests ont été effectués afin de comparer les erreurs de généralisation des modèles ainsi que la vitesse de convergence des optimisations. Dans l'ensemble, cette thèse présente une méthode permettant de combiner calculs BEMT et RANS au sein d'une optimisation multi-fidélité appliquée au cas d'une hydrolienne à axe horizontal. Les résultats obtenus démontrent l'intérêt d'un tel couplage RANS/BEMT. C'est la première fois qu'une telle approche est appliquée dans le contexte des hydroliennes. L'originalité de ce travail réside aussi dans la calibration du modèle basse fidélité, basée sur la maximisation du coefficient de corrélation de Spearman calculé à partir des données basse et haute fidélité.

Mots-clés : Hydrolienne, Optimisation, Multi-fidélité, Métamodèle, Calibration, RANS, BEMT

Multi-fidelity optimization of tidal turbine blades

Abstract :

This thesis deals with the geometric optimization of horizontal-axis tidal turbine blades, using a multi-fidelity approach combining low-fidelity data obtained with BEMT (Blade Element Momentum Theory) and higher-fidelity data from RANS calculations. The objective of the optimization is to maximize the power coefficient C_P while keeping the thrust coefficient C_T lower than that of the initial geometry. This constraint is taken into account using a penalization technique, and the optimization is carried out with an in-house developed tool. BEMT is a low-cost method, used in industry and research, that allows rapid estimation of the coefficients C_P and C_T. However, this technique has certain limitations. It is based on a radial discretization of the fluid domain and the blade ; the global loads are obtained by summing the contributions of the 2D sections, which are independent from each other. Conversely, the RANS method, considered of higher fidelity, makes it possible to model the three-dimensional flow around the blade. Consequently, a multi-fidelity method, built from fast BEMT calculations and enriched with RANS simulations, is developed. In this study, one of the major challenges lies in the parameterization of the low-fidelity model. This parameterization conditions the correlation between simulations from low-fidelity calculations and higher-fidelity results. To address this difficulty, a calibration step of the BEMT model is performed, based on the maximization of the Spearman correlation coefficient, calculated from BEMT and RANS results. To validate the RANS method, a campaign of numerical simulations and a mesh convergence study are carried out. In addition, the entire BEMT and RANS computational chains have been fully automated in order to be integrated into the optimization process. The 3D geometries are generated with FreeCAD, while meshing and CFD calculations are performed with Star-CCM+. To converge faster, the optimization relies on an approach using probabilistic metamodels. These models make it possible to build acquisition functions — used to identify the most promising designs — with a Bayesian approach. The chosen multi-fidelity model is hierarchical kriging. It offers several advantages, including avoiding the need to construct a large covariance matrix for coupling between fidelity levels. The geometric modifications concern the distributions of thickness, chord, and pitch angle of the profiles along the blade. To reduce the dimensionality of the design space and generate relevant geometries, the distributions are parameterized with a method combining B-Splines and Free-Form Deformation. To confirm the interest of the multi-fidelity approach compared with an approach using only RANS data, tests have been carried out to compare the generalization errors of the models as well as the convergence speed of the optimizations. Overall, this thesis presents a method that combines BEMT and RANS calculations within a multi-fidelity optimization applied to a horizontal-axis tidal turbine. The results obtained demonstrate the interest of such a RANS/BEMT coupling. This is the first time that such an approach is applied in the context of tidal turbines. The originality of this work also lies in the calibration of the low-fidelity model, based on the maximization of the Spearman correlation coefficient calculated from low and high-fidelity data.

Keywords : Tidal turbine, Optimization, Multi-fidelity, Surrogate, Calibration, RANS, BEMT