

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE.....	5
1.1 Démarrages et arrêts des turbines hydrauliques.....	5
1.2 Étude corrélative (Analyse de corrélation)	7
1.2.1 Méthodes statistiques et métriques	8
1.2.1.1 Les méthodes descriptives	9
1.2.1.2 Les méthodes explicatives	10
1.2.1.3 Métriques de quantification	12
1.3 Modélisation	13
1.3.1 Présentation de la procédure d'identification des modèles.....	14
1.3.1.1 Modèles linéaires et ensembles de modèles linéaires	14
1.3.1.2 Modèle général.....	16
1.3.2 Présentation des modèles autorégressifs.....	17
1.3.3 Métriques de quantification de la qualité des modèles	19
1.4 Problématique et hypothèses de recherche	19
1.4.1 Problématique	19
1.4.2 Hypothèses de travail.....	21
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE.....	23
2.1 Instrumentation	23
2.2 Traitement et filtrage des signaux.....	26
2.3 Étude corrélative et modélisation.....	27
2.3.1 Étude corrélative	27
2.3.2 Modélisation	28
2.4 Validation.....	30
2.5 Optimisation de la séquence de démarrage.....	30
CHAPITRE 3 RÉSULTATS.....	33
3.1 Traitement et filtrage des signaux d'une turbine hélice.....	33
3.2 Étude corrélative des signaux d'une turbine hélice	35
3.3 Modélisation	36
3.3.1 Comparaison des structures de modèles autorégressifs.....	36
3.3.2 Choix de la structure de modèle.....	40
3.3.3 Cas d'études	42
3.4 Optimisation de la séquence de démarrage.....	46
CHAPITRE 4 DISCUSSION	49
CONCLUSION	51

RECOMMANDATIONS	53
ANNEXE I RÉSULTATS DES SIMULATIONS DE MODÈLES ARMAX D'ORDRE 2 POUR UNE TURBINE DE TYPE HÉLICE	55
ANNEXE II RÉSULTATS DES SIMULATIONS DE MODÈLES ARMAX D'ORDRE 2 POUR UNE TURBINE DE TYPE FRANCIS	59
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	61

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Types de données et coefficients de corrélation.....13
Tableau 3.1	Erreur RMS du modèle ARMAX en fonction du démarrage et de l'ordre des polynômes pour la 1 ^{ère} validation.....40

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Patrons de contrôle du régulateur turbine pour différents profils d'ouverture	2
Figure 0.2	Signaux typiques d'une turbine hélice pour une séquence d'ouverture	2
Figure 1.1	Profil de la vitesse de démarrage selon la norme IEC 61362.....	6
Figure 1.2	Organisation des types de données.....	8
Figure 1.3	Représentation du modèle complet	14
Figure 2.1	Exemple d'une distribution spatiale des contraintes de von Mises en régime permanent. Tirée de Melot (2013, p. 5).....	24
Figure 2.2	Emplacement de la jauge sur l'aube; (gauche) dessin; (droite) photo Tirée de Gagnon (2010, p. 3).....	25
Figure 2.3	Emplacement de la jauge sur l'arbre Adaptée de Kelm Engineering, 2012	25
Figure 2.4	Procédure de traçage pour l'analyse de régression	28
Figure 2.5	Procédure d'identification, de simulation et de validation.....	29
Figure 2.6	Procédure du test d'applicabilité de l'optimisation	31
Figure 3.1	Présentation de signaux de torsion de l'arbre avant filtrage.....	33
Figure 3.2	Procédure de filtrage.....	34
Figure 3.3	Présentation de signaux de torsion de l'arbre après filtrage.....	34
Figure 3.4	Déformations de l'aube et de l'arbre en fonction des démarrages	35
Figure 3.5	Torsion, poussée axiale et flexion de l'arbre en fonction des démarrages.....	36
Figure 3.6	Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARX.....	38
Figure 3.7	Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARIX	38

Figure 3.8	Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARMAX	39
Figure 3.9	Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARIMAX	39
Figure 3.10	Comparaison des signaux mesurés et prédits pour un modèle identifié avec le démarrage à 40%.....	42
Figure 3.11	Valeurs mesurées et prédites des contraintes maximales et moyennes	43
Figure 3.12	Comparaison des signaux mesurés et prédits pour un modèle identifié avec le démarrage à 30%.....	44
Figure 3.13	Valeurs mesurées et prédites des contraintes maximales et moyennes	45
Figure 3.14	Résultats des tests d'optimisation des modèles de bonne qualité d'une turbine hélice	46
Figure 3.15	Résultats des tests d'optimisation des modèles de faible qualité d'une turbine hélice	47

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ACM SIGKDD	Association for Computing Machinery's Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining
ADV	Vélocimètre acoustique à effet doppler
AIC	Critère d'information de Akaike
ANOVA	Analyse de variance
ARIMAX	Autorégressif – intégré – à moyenne ajustée et à variable exogène
ARIX	Autorégressif – intégré – à variable exogène
ARMAX	Autorégressif à moyenne ajustée et à variable exogène
ARX	Autorégressif à variable exogène
BIC	Critère d'information de Bayes
FPE	Erreur de prévision finale
HCF	Cycles de contraintes de basse amplitude
LCF	Cycles de contraintes de forte amplitude
LOGIT	Régression logistique
MIMO	Entrées multiples et sorties multiples
MISO	Entrées multiples et sortie unique
MDL	Longueur de description minimale
MEV	Critère de la valeur propre minimale
PDF	Fonction de densité de probabilité
RMS	Moyenne quadratique
RMSE	Erreur quadratique moyenne

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$A(\square)$	Polynôme de modèle autorégressif
$B(\square)$	Polynôme de modèle autorégressif
$C(\square)$	Polynôme de modèle autorégressif
C	Coefficient de contingence de Pearson
$E(\square)$	Entrée par perturbations
G	Bloc à l'entrée exogène du système
H	Bloc à l'entrée par perturbations
$Lambda$	Coefficient de corrélation de Goodman et Kuskall
M	Structure de modèle
$M(\theta)$	Modèle particulier associé à la valeur du paramètre θ
M^*	Ensemble de modèles
na	Ordre du polynôme $A(\square)$
nb	Ordre du polynôme $B(\square)$
nc	Ordre du polynôme $C(\square)$
P	Probabilité
Phi	Coefficient de corrélation Phi
r	Coefficient de corrélation de Pearson
rho	Coefficient de corrélation de Spearman
r_b	Coefficient de corrélation bisériale
r_{pb}	Coefficient de corrélation bisériale de point

r_{rb}	Coefficient de corrélation bisériale de rang
r_{pol}	Coefficient de corrélation polychorique
r_{tet}	Coefficient de corrélation tétrachorique
\mathbb{R}^N	Espace Euclidien de dimension N
tho	Coefficient de corrélation de Kendall
$U(\square)$	Entrée exogène
uS	Microdéformation
$Y(\square)$	Sortie du système
y_*^N	Valeur observée de y^N
y^N	Variable stochastique représentant les observations
ε	Erreur de prédiction
θ	Vecteur des paramètres
$\hat{\theta}_{ML}$	Vecteur des paramètres prédits par la méthode du maximum de vraisemblance
$\hat{\theta}_N^{LS}$	Vecteur des paramètres prédits par la méthode des moindres carrés
φ	Vecteur régresseur

INTRODUCTION

Au Québec, la production de l'énergie électrique est effectuée en très grande partie à partir de l'énergie hydraulique. Cette dernière convertit l'eau en énergie électrique par des turbines hydroélectriques jumelées à des génératrices synchrones. Ces équipements sont très coûteux, et par conséquent, les utilisateurs les exploitent à la limite de leurs spécifications pour des raisons économiques et environnementales.

Plus spécifiquement, les démarrages et arrêts des turbines hydrauliques génèrent des cycles de contraintes transitoires d'amplitudes élevées. Ces cycles de contraintes ont un effet néfaste sur la structure; effet consistant en une accélération de la propagation de fissures sur la roue. Par conséquent, la connaissance de l'amplitude de ces cycles peut aider significativement à améliorer l'estimation du comportement en fatigue. Malheureusement, les capteurs utilisés pour la mesure *in situ* des contraintes (ex. jauges de déformation) sont difficiles à installer exactement au point chaud (*hotspot*) correspondant au lieu où les contraintes sont maximales sur les aubes (conditions extrêmes) et leur durabilité dans les conditions normale de fonctionnement est relativement courte. Par conséquent, il sera approprié et intéressant d'obtenir des estimations de ces amplitudes de contraintes à partir de mesures indirectes par des capteurs installés dans des zones moins exposées telles que l'arbre ou la structure du stator.

Dans le but de mieux comprendre la relation entre la stratégie des démarrages et les cycles de contraintes transitoires, Hydro-Québec a effectué des campagnes de mesure de contraintes sur des groupes turbine-alternateur. Ces campagnes de mesures ont permis de mesurer, directement sur la turbine, l'amplitude des contraintes extrêmes (situées au joint aube-couronne) pendant le transitoire pour différents patrons d'ouverture (Figure 0.1). En plus, des capteurs placés sur l'arbre ont permis de mesurer la vitesse de rotation, la torsion de l'arbre et d'autres signaux tels que les forces de réaction sur le butés (voir Figure 0.2). On attire l'attention du lecteur sur l'absence d'échelles sur les figures et qui est justifiée par des raisons de confidentialité.

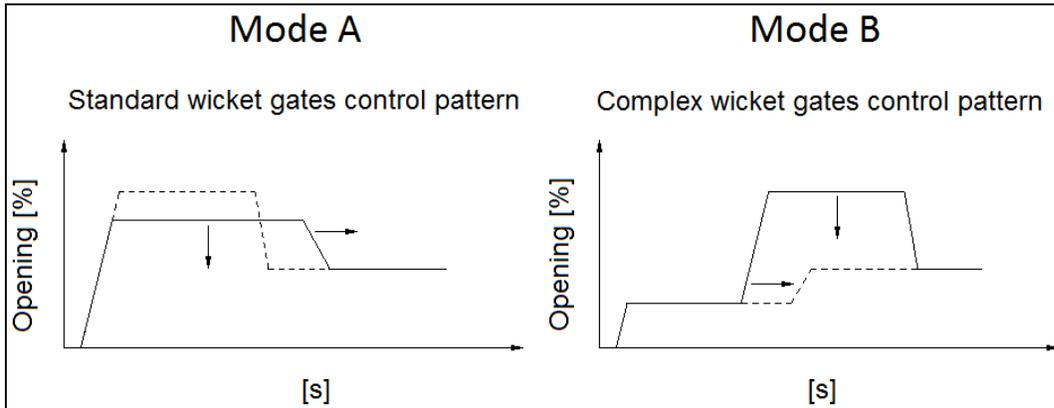


Figure 0.1 Patrons de contrôle du régulateur turbine pour différents profils d'ouverture

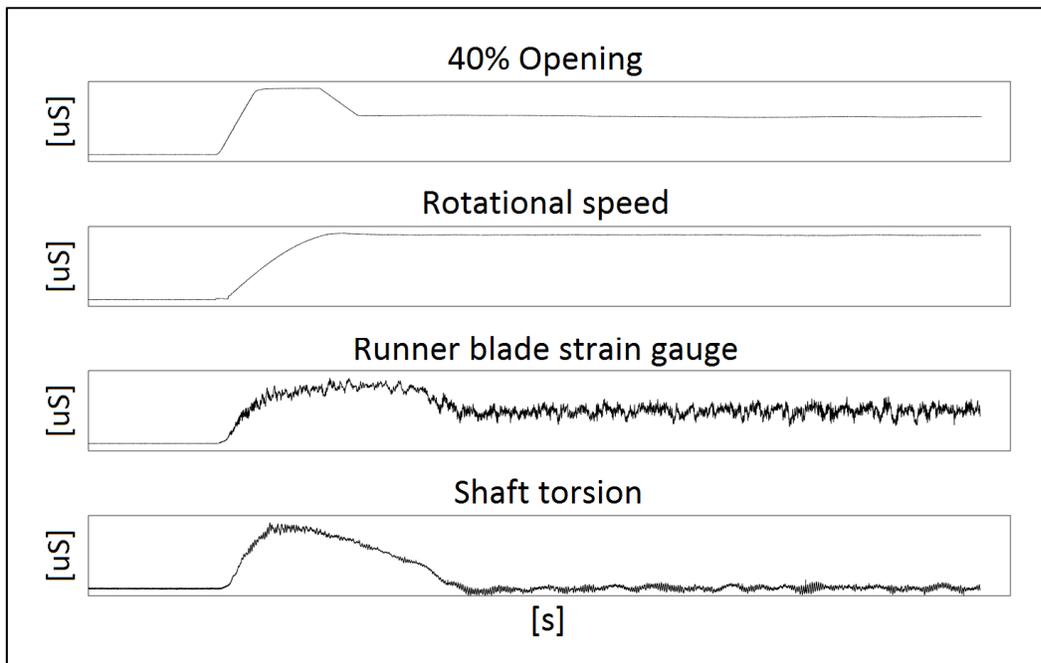


Figure 0.2 Signaux typiques d'une turbine hélice pour une séquence d'ouverture

Malgré le fait que cette expérimentation démontre d'une manière univoque la relation entre les démarrages et les cycles de contraintes transitoires, et par conséquent, elle conduit à l'identification d'une séquence de démarrage optimale (celle qui minimise les contraintes),

elle expose également la roue à une série de cycles successifs de contraintes transitoires tout au long de l'accomplissement de la procédure d'optimisation.

Les experts s'accordent sur le fait qu'un démarrage est dit optimal s'il minimise la contrainte maximale sur l'aube (objectif fiabilité) tout en assurant un délai raisonnable pour la synchronisation permettant l'attachement rapide du groupe au réseau électrique (objectif opérationnel). Jusqu'à présent, aucune tentative n'a été faite pour identifier un démarrage optimal sans recours à des mesures directes de la contrainte mécanique sur la roue de turbine. Ainsi, trouver le modèle de démarrage optimal sans effectuer toutes les mesures directes des contraintes se traduira par un avantage : améliorer sa durée de vie à moindre coût en termes de ressource et de temps.

En 2014, Hydro-Québec a décidé d'utiliser les données des campagnes de mesure sur les turbines Francis et hélice pour identifier et valider des modèles dynamiques cohérents et précis qui reproduisent le comportement dynamique, les entrants sont l'ouverture (débit) et la puissance produite et les sorties sont les contraintes mécaniques et les efforts (forces de réaction et couple transmis).

Le présent projet s'inscrit aussi dans la continuité des travaux effectués sur la présentation des résultats expérimentaux obtenu lors de la procédure d'optimisation de démarrage d'une turbine hélice (Gagnon *et al.*, 2014), l'impact du démarrage sur l'espérance de vie (Gagnon *et al.*, 2010; Gagnon *et al.*, 2014) et les travaux sur l'impact du phénomène transitoire sur les turbines Francis (Gummer *et al.*, 2008; Trivedi *et al.*, 2013).

Les études de cas présentées dans ce mémoire sont réalisées à la fois sur une turbine de type hélice et une turbine de type Francis. Après une consolidation des mesures et une filtration du bruit dans le signal en utilisant la méthode de détection des variations brusques contenues; par la méthode de l'espace de phase 3D (Wahl, 2003), nous avons identifié les capteurs qui présentent des fortes corrélations aux mesures des jauges de déformations. Par la suite, une identification d'un modèle dynamique linéaire d'ordre arbitraire (fonction de transfert) a été

réalisée pour les différentes séquences d'ouvertures. Nous avons comparé soigneusement les ensembles de modèles. Dans ces études de cas, la mesure de la torsion de l'arbre est utilisée comme entrée et la mesure de la jauge de déformation sur l'aube comme sortie pour identifier un modèle ARMAX. La sortie du modèle (signal prédit) est ensuite comparée au signal mesuré à partir de la jauge de déformation. À des fins de validation, une comparaison est également produite entre les signaux prédits et les signaux mesurés pour les autres démarrages. Selon l'ordre et le démarrage, le modèle dont l'erreur quadratique moyenne (RMS) est inférieure à $30 \mu\text{S}^1$ est retenu. Nous démontrons qu'au lieu de mesurer la contrainte lors de chaque démarrage, avec un modèle identifié, on peut prédire la contrainte sur la turbine et utiliser les signaux modélisés pour trouver le démarrage optimal. Nous validons notre proposition avec la méthodologie décrite aux sections 2.3, 2.4 et 2.5.

Le mémoire est structuré comme suit. Tout d'abord, nous présentons une étude concise de l'état de l'art. Notre méthodologie pour l'identification, la simulation et la validation sera présentée à la section 2.3.2 du CHAPITRE 2. Ensuite, les résultats de la régression linéaire et la procédure d'identification / validation sont affichées. Ensuite, pour montrer la dépendance du modèle identifié au démarrage et à l'ordre des polynômes utilisés, des études de cas sont développés. Enfin, nous terminons par des discussions et des recommandations concernant les travaux futurs.

¹ μS : microdéformation

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Démarrages et arrêts des turbines hydrauliques

Les démarrages, les arrêts et les rejets de production constituent les trois principales sources de phénomènes transitoires dans les turbines hydrauliques. Cependant, le régime transitoire du démarrage est identifié comme étant la condition de fonctionnement qui induit le plus grand endommagement pour la roue de turbine (Coutu *et al.*, 2007). L'emballement et le rejet qui proviennent de la survitesse mécanique sont également des sources de phénomènes transitoires. Toutefois, elles ne se manifestent que d'une manière exceptionnelle (Gummer *et* Etter, 2008). Par conséquent, leur influence sur la vie résiduelle en fatigue est moins significative.

Dès les années 1960, les travaux de Davenport ont démontré que, pour une structure donnée et en utilisant un chargement similaire, une augmentation de l'amortissement ou de la force d'excitation (Naudascher., 2005) entraîne une diminution de l'amplitude de la vibration de la structure (Davenport, 1963). Aussi, l'effet induit par le changement de la fréquence naturelle sur la structure est moindre comparé à l'effet qu'apporte un changement du taux d'amortissement. Ces conclusions, bien que provenant d'essais en soufflerie, sont applicables aux structures hydrauliques (Naudascher et Rockwell, 2005). Une structure immergée a une masse et un amortissement ajoutés.

Aussi, dans le cas des roues de turbine hydraulique, il est plus facile de contrôler la force d'excitation par le contrôle de l'ouverture des directrices et par conséquent dans une certaine mesure l'amortissement et la fréquence naturelle. En pratique, ceci se traduit par la possibilité de modifier les caractéristiques dynamiques (amplitude de la vibration sur la roue) comme dans le cas des groupes hydrauliques par le contrôle de l'ouverture.

Selon la norme IEC 61362, la procédure de démarrage peut être subdivisée en deux étapes; à savoir ① l'étape où la vitesse en fonction du temps est essentiellement déterminée par les caractéristiques de l'installation et, ② l'étape où la courbe est principalement déterminée par le régulateur turbine. La première étape correspond à celle où la vitesse n'a pas encore atteint 80% de sa valeur nominale et la seconde étape intervient après le dépassement de ce pourcentage. Le temps au bout duquel la vitesse atteint 80% de sa valeur nominale est notée $t_{0,8}$. Le but de la procédure est d'obtenir la synchronisation du groupe au réseau en un temps acceptable. Ce temps correspond au temps de synchronisation noté t_s qui est précédé du temps où la courbe entre dans la bande de synchronisation pour ne plus en ressortir noté t_{SR} . La Figure 1.1 illustre une procédure de démarrage typique avec les éléments constitutants. Pour optimiser la procédure, la norme recommande par exemple une bande de synchronisation comprise entre 99.5% et 101% de la fréquence du réseau ou encore un ratio $t_{SR}/t_{0,8} \in [1.5, 5.0]$. Les travaux de Gagnon (Gagnon *et al.*, 2014) ont permis, dans le but de réduire l'amplitude des contraintes au transitoire sur une roue du type hélice, de définir une séquence optimale d'ouverture des directrices en utilisant la gamme accrue de possibilités offertes par les systèmes de contrôle récents.

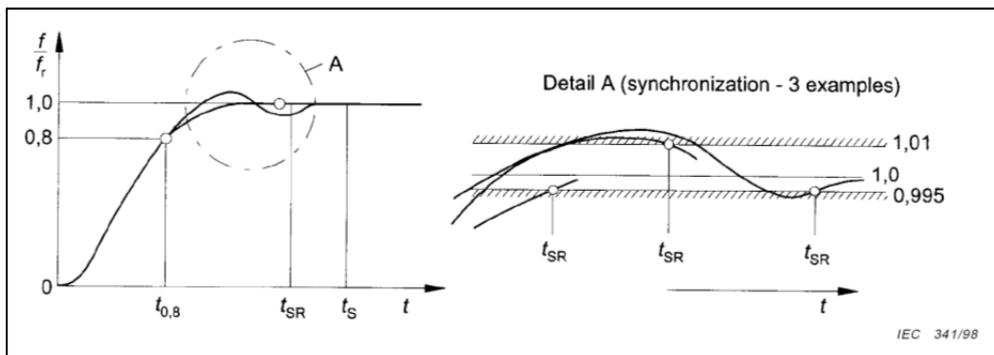


Figure 1.1 Profil de la vitesse de démarrage selon la norme IEC 61362
Tirée de la norme IEC 61362 (2012, p. 41)

1.2 Étude corrélative (Analyse de corrélation)

Généralement, lors des essais *in situ*, les signaux provenant des capteurs placés sur un groupe sont échantillonnés dans le domaine temporel, il s'agit donc de données discrètes. Cependant, en plus des données à temps discret, trois autres types de données sont utilisés aussi bien en statistique descriptive qu'explicative pour faciliter la compréhension de systèmes et de phénomènes divers. Ces données peuvent être classées en deux groupes à savoir : le groupe des données quantitatives et celui des données qualitatives. La principale différence entre ces deux groupes est que les données quantitatives proviennent de mesures et peuvent être utilisées pour effectuer des opérations mathématiques, alors que les données qualitatives sont des données auxquelles l'on ne peut attribuer aucune valeur numérique; comme le goût, l'odeur, la texture. En poursuivant dans la classification, chacun des groupes peut être subdivisé en deux sous-groupes. Les données quantitatives se composent des données continues et des données discrètes (qui correspondent au type de données utilisées tout au long de ce document). Les données qualitatives, quant à elles, se composent des données nominales et des données ordinales (Louangrath, 2014).

Les données continues ne peuvent prendre que des valeurs entières comme par exemple le nombre de groupes d'une centrale, alors que les données discrètes peuvent varier dans un intervalle fini ou infini comme la taille d'une personne.

Les données nominales servent à différencier des objets et des attributs tels que le genre, alors que les données ordinales, comme leur nom l'indique, suivent un certain ordre dans leur agencement; par exemple, un agencement allant des candidats complètement en accord sur un sujet à ceux complètement en désaccord, passant par ceux dans un état perplexe. La Figure 1.2 montre l'organisation des types de données.

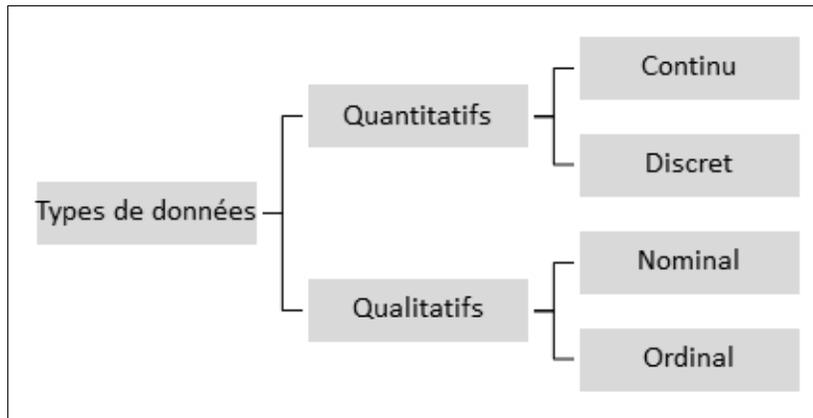


Figure 1.2 Organisation des types de données

1.2.1 Méthodes statistiques et métriques

Une panoplie de méthodes visant à faciliter l'analyse et l'interprétation des données coexistent dans la littérature. Ces méthodes sont largement utilisées dans des domaines de l'activité humaine allant de l'ingénierie aux sciences sociales en passant par les domaines de recherche liés au management, à l'économie, à la biologie, etc. (Saporta, 2006). Les méthodes statistiques sont souvent réparties en plusieurs grands groupes majeurs dépendant du domaine d'application ou de l'utilisation. Pierre Dagnelie (Dagnelie, 1982) divise les statistiques en trois groupes que sont (i) les statistiques administratives; plus souvent utilisés dans les instituts gouvernementales de statistique traitant beaucoup de données, (ii) les statistiques mathématiques ou universitaires utilisant peu de données et, enfin (iii) les statistiques appliquées ou de terrain des instituts de sondage d'opinion. John Tukey (Tukey, 1980), quant à lui, divise les statistiques en deux groupes et parle de *statistiques exploratoires* et de *statistiques confirmatoires*, dans la mesure où la première étape d'une étude constitue l'exploration des données, qualitativement parlant, avant de procéder à la confirmation ou à l'infirmité des hypothèses établies. Les terminologies classiques et plus utilisés étant les méthodes statistiques d'analyse descriptive et les méthodes statistiques d'analyse inférentielle (Lalanne *et al.* 2005) d'autres parlent de méthodes qualitatives et de méthodes quantitatives (Boudouresque, 1971). Jean-Pierre Nakache et Josiane Confais (Nakache *et Confais*, 2003), au lieu de méthodes inférentielles, préfèrent parler de méthodes explicatives.

1.2.1.1 Les méthodes descriptives

Les méthodes descriptives ont pour fonction principale de structurer, réduire et simplifier les données (Gauthy-Sinéchal et Vandercammen, 2010). Parmi les méthodes descriptives, la méthode d'analyse factorielle exploratoire, la méthode d'analyse factorielle confirmatoire, l'extraction de données et le positionnement multidimensionnel peuvent être mentionnés.

Méthode d'analyse factorielle exploratoire

Selon la définition donnée par Norris (Norris *et al.*, 2009), la méthode d'analyse factorielle exploratoire est une technique dont le but ultime est d'identifier les relations sous-jacentes entre les variables. Elle est couramment utilisée par les chercheurs lors de l'élaboration d'une échelle (l'échelle est une collection de questions utilisées pour mesurer un sujet de recherche particulier) et sert à identifier un ensemble de constructions latentes sous-jacentes d'une batterie de variables mesurées. Les variables mesurées sont arbitraires de plusieurs attributs ou des populations qui peuvent être observées et mesurées. Un exemple d'une grandeur de mesure serait la hauteur physique d'un être humain (Fabrigar *et al.*, 1999). Cette méthode devrait être utilisée lorsque le chercheur qui, a priori, n'a aucune hypothèse à propos des facteurs ou des séquences dans les variables mesurées (Finch *et West*, 1997).

Méthode d'analyse factorielle confirmatoire

Selon la définition donnée par Preedy (Preedy *et Watson*, 2009), la méthode d'analyse factorielle confirmatoire est une technique utilisée pour tester si des mesures d'un facteur sont conformes à la compréhension d'un chercheur de la nature de ce facteur. En tant que tel, l'objectif de l'analyse factorielle confirmatoire est de tester si les données correspondent à un modèle de mesure hypothétique. Ce modèle hypothétique est basé sur la théorie et/ou sur une recherche analytique précédente. La différence avec la méthode exploratoire réside dans le fait que la méthode confirmatoire est plus basée sur la théorie et que c'est le chercheur qui, a priori, émet une hypothèse sur le nombre de facteurs alors que pour la méthode exploratoire le chercheur n'est pas tenu d'émettre d'hypothèse à propos du nombre de facteurs qui vont émerger.

L'extraction de données (*Data Mining*)

Selon la définition donnée par le groupe de travail intensif du comité du programme ACM SIGKDD (Chakrabarti *et al.*, 2006), l'extraction de données (*Data Mining*) est le processus de calcul permettant d'identifier des similarités dans de grands ensembles de données impliquant des méthodes à l'intersection de l'intelligence artificielle, l'apprentissage machine, les statistiques et les systèmes de base de données. L'objectif global du processus d'exploration de données est d'extraire de l'information à partir d'un ensemble de données brutes et de la transformer en une structure compréhensible pour une utilisation ultérieure. L'extraction de données se compose de classes comme le partitionnement des données et la classification (*clustering*) qui ont pour but, respectivement, de découvrir et de classer des groupes et structures, présent dans les données, et présentant des similarités.

Positionnement multidimensionnel (*Multidimensional Scaling*)

Le positionnement multidimensionnel est un moyen permettant de visualiser le degré de similitude des cas individuels d'un ensemble de données. Elle se réfère à un ensemble de techniques de coordinations connexes; utilisées dans la visualisation des informations, en particulier pour afficher les informations contenues dans une matrice de distance. Un algorithme de positionnement multidimensionnel vise à placer chaque objet dans l'espace à N dimensions de sorte que les distances entre-objet soient conservées aussi bien que possible. À chaque objet est alors assigné des coordonnées dans chacun des N dimensions. Le nombre de dimensions d'un tracé de positionnement multidimensionnel peut excéder 2 et est spécifié à priori. Choisir un nombre de dimensions égal à deux (2) optimise les emplacements d'objets pour un nuage de points à deux dimensions (Borg *et* Groenen, 2005).

1.2.1.2 Les méthodes explicatives

Les méthodes explicatives sont utilisées dans le traitement de données afin de faire ressortir la relation entre la variable à expliquer et la ou les variables permettant de faire l'explication (variables explicatives) (Nakache *et* Confais, 2003). Dans le groupe des méthodes explicatives, l'on peut citer, les analyses de régression simple et multiple, les analyses de

variance bivariées et multivariées, l'analyse discriminante linéaire, l'analyse canonique des corrélations, la régression logistique (LOGIT), les réseaux de neurones artificiels, les arbres de décision, les méthodes d'équation structurelles et l'analyse conjointe. Quelques-unes de ces techniques sont introduites ci-après.

Analyse de régression

L'analyse de régression est principalement utilisée pour faire ressortir le lien pouvant exister entre une variable dépendante et une autre indépendante (régression simple) ou entre une variable dépendante et plusieurs autres indépendantes (régression multiple). L'analyse de régression estime l'espérance conditionnelle de la variable dépendante lorsque la ou les variables indépendantes sont fixées. La régression est la méthode paramétrique explicative correspondant le plus au cas où la variable à expliquer est de nature quantitatif (Nakache *et* Confais, 2003). Plusieurs travaux ayant eu recours à l'étude corrélative ont par ailleurs utilisé cette technique pour faire ressortir les corrélations significatives entre les variables (Zhang *et* Wang, 2010; Deaconu *et* Bichir, 2013).

Analyse de variance (ANOVA)

L'analyse de variance a pour objectif de tester l'hypothèse selon laquelle les moyennes de plusieurs groupes sont égales. Elle généralise donc le *t-Test* de Student à plus de deux groupes. Elle s'appuie sur un partitionnement de la variabilité des données de la réponse en fonction d'un modèle explicatif (Rioux, 2014). L'analyse de variance peut être à un ou à plusieurs facteurs et dans tous les cas nécessite que l'expérience soit répétée au moins une fois.

Analyse discriminante linéaire

L'analyse discriminante linéaire est une méthode utilisée en statistiques, en reconnaissance de formes et en apprentissage machine pour trouver une combinaison linéaire de caractéristiques regroupant ou séparant deux ou plusieurs classes d'objets ou événements. L'analyse discriminante linéaire tente explicitement de modéliser la différence entre les catégories de données et ne constitue pas une technique d'interdépendance. Une distinction

doit être faite entre les variables indépendantes et variables dépendantes. Cette méthode a été utilisée en hydroélectricité pour prédire la stabilité des pentes rocheuses dans les zones d'ingénierie hydroélectrique (Li *et* Li, 2011).

Analyse canonique des corrélations

En considérant deux vecteurs de variables aléatoires ($X=(X_1, \dots, X_n)$ et $Y=(Y_1, \dots, Y_m)$), s'il existe des corrélations entre les variables, l'analyse canonique des corrélations sert à trouver des combinaisons linéaires des X_i et Y_j ayant une corrélation maximale les uns les autres (Härdle et Simar, 2007). Knapp note que pratiquement, tous les tests paramétriques couramment rencontrés d'importance peuvent être traités comme des cas particuliers de l'analyse canonique de corrélation, ce qui est la procédure générale d'enquêter sur les relations entre deux ensembles de variables (Knapp, 1978).

1.2.1.3 Métriques de quantification

Les tests de fiabilité utilisent les coefficients de corrélation comme un des moyens d'évaluation du degré d'association entre des éléments. La fonction de coefficient de corrélation permet, en d'autres termes, d'avoir un aperçu sur la force de la relation pouvant exister dans des vecteurs de données. Cependant, il est important, de savoir qu'il y a une diversité dans la manière de calculer les coefficients de corrélation et, dans une situation donnée, lesquels sont appropriées (Louangrath, 2014). Bien vrai que la corrélation ne prouve pas une relation de causalité, il peut cependant être utilisé pour faire de la prédiction, supporter une théorie ou encore mesurer la répétabilité (Waters, [s.d.]). Le Tableau 1.1 présente différents coefficients de corrélation appropriés aux différents types de données.

Tableau 1.1 Types de données et coefficients de corrélation
Tiré de Louangrath (2014, p. 1)

Données	Continu	Discret	Nominal	Ordinal
Continu	Pearson r	Pearson r	Point Biserial r_{pb}	Biserial r_b
Discret	Pearson r	Pearson r	Point Biserial r_{pb}	Biserial r_b
Nominal	Point Biserial r_{pb}	Point Biserial r_{pb}	Φ , C , Λ	Rank Biserial r_{rb}
Ordinal	Biserial r_b	Biserial r_b	Rank Biserial r_{rb}	ρ , θ , r_{tet} & r_{pol}

1.3 Modélisation

La modélisation au sens « identification de systèmes » consiste, selon la définition de Ljung (Ljung, 1999), à bâtir un modèle mathématique pour un système dynamique en se basant sur des données recueillis sur ledit système. Les modèles peuvent être identifiés dans le domaine temporel ou fréquentiel, pour décrire des systèmes linéaires ou non-linéaires, à temps variant ou invariant. Les modèles identifiés peuvent être de type autorégressifs, sous le format d'espace-état ou encore à paramètres distribués. Dans le cadre de ce mémoire, les modèles autorégressifs linéaires à temps invariant identifiés dans le domaine temporel sont retenus et traités. Nous jugeons que cette famille de modèles peut être utilisée comme moyen viable de représentation de la partie rotative des groupes hydroélectriques.

1.3.1 Présentation de la procédure d'identification des modèles

1.3.1.1 Modèles linéaires et ensembles de modèles linéaires

Ljung (Ljung, 1999) démontre qu'un modèle linéaire à temps invariant est caractérisé par la réponse impulsionnelle $\{g(k)\}_1^\infty$, le spectre $\Phi_v(w) = \lambda \left| H(e^{iw}) \right|^2$ de la perturbation ajoutée et la fonction de densité de probabilité (PDF) de la perturbation $e(t)$. Un modèle complet est alors représenté et écrit comme suit :

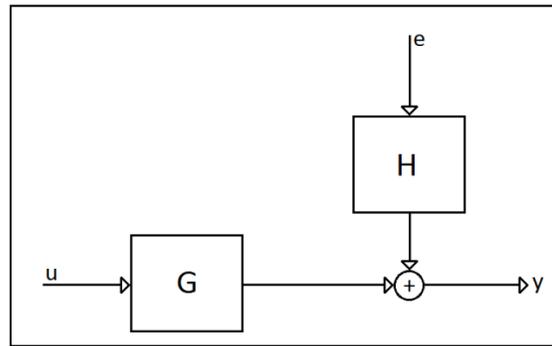


Figure 1.3 Représentation du modèle complet

$$y(t) = G(q)u(t) + H(q)e(t) \quad (1.1)$$

Avec

$$G(q) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k)q^{-k}, \quad H(q) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} h(k)q^{-k} \quad (1.2)$$

Très souvent, la fonction de densité de probabilité (PDF) n'est pas spécifiée comme une fonction, mais décrite en termes de caractéristiques numériques, en l'occurrence les premier

et second moments. Il est également courant de supposer que $e(t)$ est un bruit gaussien de moyenne nulle $e(t) \sim N(0, \lambda)$.

$$E\{e(t)\} = \int_0^{\infty} x f_e(x) dx = 0 \quad (1.3)$$

Et la variance λ est définie comme,

$$E\{e^2(t)\} = \int_0^{\infty} x^2 f_e(x) dx = \lambda \quad (1.4)$$

L'identification de systèmes vise à spécifier l'équation (1.1) en termes d'un nombre fini de valeurs numériques, ou des coefficients. Ces valeurs ou coefficients sont ensuite destinés à entrer dans le modèle en tant que paramètres à déterminer. Ces paramètres sont désignés par le vecteur $\boldsymbol{\theta}$. Le modèle décrit à l'équation (1.1) devient donc :

$$y(t) = G(q, \boldsymbol{\theta})u(t) + H(q, \boldsymbol{\theta})e(t) \quad (1.5)$$

L'équation (1.5) montre que nous n'avons plus un modèle, mais un ensemble de modèles fonctions de $\boldsymbol{\theta}$. La sortie prédite pour cet ensemble de modèles est donné par :

$$\hat{y}(t | \boldsymbol{\theta}) = H^{-1}(q, \boldsymbol{\theta})G(q, \boldsymbol{\theta})u(t) + [1 - H^{-1}(q, \boldsymbol{\theta})]y(t) \quad (1.6)$$

Un ensemble de modèles paramétré comme dans (1.6) sera appelé structure de modèle et sera noté M . Le modèle particulier associé à la valeur du paramètre $\boldsymbol{\theta}$ sera désigné par $M(\boldsymbol{\theta})$.

1.3.1.2 Modèle général

Pour la commodité, une structure de modèle généralisée rassemblant les cinq polynômes A , B , C , D et F pourrait être utilisée. Ce modèle peut être écrit comme suit :

$$A(q)y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (1.7)$$

Un retard de n_k échantillons pourrait exister entre l'entrée $u(t)$ et la sortie $y(t)$. Ceci a pour conséquence que certains coefficients majeurs de B soient, alors :

$$B(q) = b_{n_k}q^{-n_k} + b_{n_k+1}q^{-n_k-1} + \dots + b_{n_k+n_b-1}q^{-n_k-n_b+1} = q^{-n_k}\bar{B}(q) \quad (1.8)$$

$$b_{n_k} \neq 0$$

Pour tenir compte de tout ce qui a été dit, l'expression générale (1.1) peut être réécrite comme:

$$A(q)y(t) = q^{-n_k} \frac{\bar{B}(q)}{F(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (1.9)$$

Les expressions de G et H dans le modèle généralisé sont données par :

$$G(q, \boldsymbol{\theta}) = \frac{B(q)}{F(q)A(q)}, \quad H(q, \boldsymbol{\theta}) = \frac{C(q)}{D(q)A(q)} \quad (1.10)$$

Dans ce cas, le vecteur des paramètres s'écrit :

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1 \dots a_{n_a} \quad b_1 \dots b_{n_b} \quad f_1 \dots f_{n_f} \quad c_1 \dots c_{n_c} \quad d_1 \dots d_{n_d}]^T \quad (1.11)$$

La sortie prédite sera donné par :

$$\hat{y}(t|\boldsymbol{\theta}) = \left[\frac{D(q)B(q)}{C(q)F(q)} \right] u(t) + \left[1 - \frac{D(q)A(q)}{C(q)} \right] y(t) \quad (1.12)$$

Enfin, le vecteur d'état :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}(t, \boldsymbol{\theta}) = & \left[-y(t-1) \dots -y(t-n_a), u(t-1) \dots u(t-n_b), \right. \\ & -w(t-1, \boldsymbol{\theta}) \dots -w(t-n_f, \boldsymbol{\theta}), \\ & \boldsymbol{\varepsilon}(t-1, \boldsymbol{\theta}) \dots \boldsymbol{\varepsilon}(t-n_c, \boldsymbol{\theta}), \\ & \left. -v(t-1, \boldsymbol{\theta}) \dots -v(t-n_d, \boldsymbol{\theta}) \right]^T \end{aligned} \quad (1.13)$$

1.3.2 Présentation des modèles autorégressifs

La famille des modèles autorégressifs se subdivise en deux sous-familles à savoir les modèles bivariés avec partie autorégressive et entrée supplémentaire et les modèles univariés, uniquement constitués de la partie autorégressive. Dans la première sous-famille l'entrée supplémentaire souvent appelée variable exogène est utilisée avec une variable endogène correspondant à la partie autorégressive pour identifier le modèle souhaité. Cette sous-famille est donc celle appropriée à l'identification des systèmes (system identification) dynamiques linéaires à temps invariant. Les modèles ARX, ARIX, ARMAX, ARIMAX appartiennent à cette sous famille. La seconde sous famille, uniquement constituée de la partie autorégressive, est quant à elle plus appropriée lorsqu'utilisée à des fins de prévision (*forecasting*). Les modèles AR, ARI, ARMA, ARIMA appartiennent à cette sous-famille. Selon L. Ljung (Ljung, 1999), les paramètres du modèle identifié peuvent être déterminés soit avec la méthode des moindres carrés, soit avec la méthode du maximum de vraisemblance. Dans le cadre de ce mémoire, la méthode du maximum de vraisemblance est décrite et utilisée.

Dans ladite méthode, sachant que les observations à partir desquels l'on désire extraire de l'information peuvent être décrites par des variables stochastiques de la forme $y^N = (y(1), y(2), \dots, y(N))$ qui prennent leurs valeurs dans l'espace Euclidien de dimension $N(\mathbb{R}^N)$. La fonction de densité de probabilité de y^N se trouve être :

$$f(\boldsymbol{\theta}; x_1, x_2, \dots, x_N) = f_y(\boldsymbol{\theta}; x^N) \quad (1.14)$$

Cela revient à dire que :

$$P(y^N \in A) = \int_{x^N \in A} f_y(\boldsymbol{\theta}; x^N) dx^N \quad (1.15)$$

y^N Variable stochastique représentant les observations

y_*^N Valeur observée de y^N

Les propriétés de la variable observée sont décrites par $\boldsymbol{\theta}$ le vecteur des paramètres de dimension d . Le but de la méthode du maximum de vraisemblance est d'estimer $\boldsymbol{\theta}$ à l'aide du vecteur y^N . Ceci est accompli par l'estimateur $\hat{\boldsymbol{\theta}}(y^N)$. Cet estimateur s'écrit pour y_*^N qui est la valeur observée de y^N : $\hat{\boldsymbol{\theta}}(y_*^N)$. L'estimation résultante est donc : $\hat{\boldsymbol{\theta}}_* = \hat{\boldsymbol{\theta}}(y_*^N)$. Une fonction d'estimation permettant de maximiser la probabilité montrée par l'équation (1.15) est appelée l'estimateur du maximum de vraisemblance.

La probabilité que l'observation prenne la valeur y_*^N est proportionnelle à $f_y(\boldsymbol{\theta}; y_*^N)$. Par conséquent, $f_y(\boldsymbol{\theta}; y_*^N)$, une fois que la valeur numérique de y_*^N est insérée, devient une fonction déterministe appelée fonction de vraisemblance. Le choix de l'estimateur approprié serait donc le choix permettant de rendre les événements observés aussi probable que possible. C'est-à-dire pour y_*^N une variable stationnaire :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{ML}(y_*^N) = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} f_y(\boldsymbol{\theta}; y_*^N) \quad (1.16)$$

Où $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{ML}$ est le vecteur des paramètres prédits par la méthode du maximum de vraisemblance.

1.3.3 Métriques de quantification de la qualité des modèles

Selon Ljung, après le choix de la structure (morphologie) du modèle, l'identification donne la meilleure représentation dans la structure choisie en fonction de facteurs comme l'ordre des polynômes dans le cas de modèles polynomiales et de facteurs plus spécifique au domaine d'application comme le profil de démarrage utilisé dans le cas des turbines hydrauliques (Ljung, 1999). Après avoir déterminé, dans la même structure, plusieurs modèles pour plusieurs ordres de polynômes, l'utilisation des métriques d'erreurs permet de quantifier la qualité des modèles et de faciliter la comparaison et le choix (Abo-Hammour *et al.*, 2010). Plusieurs chercheurs ont travaillé sur la détermination du meilleur ordre de polynôme pour les modèles de type ARMA utilisant différents métriques (Al-Smadi *et Al-Zaben*, 2005; Broersen, 2006). Parmi les métriques on peut citer l'erreur de prévision finale (FPE) (Akaike, 1969), le critère d'information de Akaike (AIC) (Akaike, 1970), la longueur de description minimale (MDL) (Hannan, 1980; Rissanen, 1978), le critère de la valeur propre minimale (MEV) (Liang *et al.*, 1993), l'erreur RMS (RMSE) et le critère d'information de Bayes (BIC) (Bedendo *et al.*, 2014). Dans le cadre de ce mémoire l'erreur RMS a été choisie pour des raisons de robustesse.

1.4 Problématique et hypothèses de recherche

1.4.1 Problématique

Le vieillissement des équipements a un impact important sur l'entretien des centrales hydroélectriques. Il en découle que l'estimation du niveau de dommage et de l'espérance de vie résiduelle sont essentielles à l'élaboration d'un échéancier d'entretien et d'une politique adéquate de remplacement (ou de réparation) des turbines.

Selon les travaux de Liu (Liu *et al.*, 2016), le mécanisme de défaillance des roues de turbine à travers leur comportement en usure par fatigue (fissuration) est dû à une compétition mutuelle entre deux facteurs :

- a) La résistance intrinsèque découlant de la conception de la roue, de l'élaboration du processus de fonderie et du processus de soudage. Ces étapes pouvant introduire des défauts de fonderie, de soudage et des contraintes résiduelles;
- b) Les sollicitations extrinsèques découlant du chargement statique, du chargement dynamique, du chargement dû aux phénomènes transitoires et de l'environnement.

En plus de la fissuration due à la fatigue, d'autres mécanismes de défaillance comme l'usure par cavitation, l'usure par abrasion ou érosion, l'usure par adhésion puis arrachement de corps étrangers sont aussi observés sur les roues de turbine.

Pour ce qui est du comportement en usure par fatigue, les variations de contraintes dans des conditions d'opérations en régime transitoire et en régime permanent donnent lieu respectivement à des cycles de contraintes de forte amplitude pouvant entraîner une déformation plastique («*Low Cycles Fatigue*», LCF) et des cycles de contraintes de basse amplitude pouvant entraîner une déformation élastique («*High Cycles Fatigue*», HCF). Les cycles de contraintes de forte amplitude (LCF) en régime transitoire émanent des changements de régime et contribuent à l'initiation de fissures et impactent aussi sur la propagation de celles-ci. La cause principale de la propagation de fissures étant les cycles de contraintes de basse amplitude (HCF) en régime permanent. (Gagnon *et al.*, 2013).

En raison des particularités du marché, la fréquence des démarrages-arrêt des turbines a significativement augmenté depuis 10 ans. À chaque cycle (arrêt-démarrage), le régime dynamique (ouverture des directrices) fait en sorte que la turbine subit une excitation (une partie déterministe et une partie aléatoire) qui se traduit par des pics de contraintes mécaniques qui sont néfastes pour la fiabilité en fatigue.

Le chargement spécifique de l'eau sur les aubes de turbines hydroélectriques au démarrage constitue la source première de leur endommagement par fatigue. Cet endommagement se manifeste principalement par la propagation de fissures.

Dans un effort soutenu depuis plusieurs années, les exploitants instrumentent des turbines pour obtenir les signaux *in situ*. Les conditions extrêmes d'opération font en sorte que les signaux sont d'une durée limitée et, par conséquent, ne couvrent pas tous les régimes de fonctionnement qu'on aurait souhaité tester. C'est là la principale justification du projet pour tenter d'identifier un modèle dynamique qui reproduit le comportement dynamique.

Les conclusions de notre recherche permettront de contribuer à augmenter la fiabilité en fatigue de l'équipement et de mettre en place une politique de maintenance préventive efficace.

1.4.2 Hypothèses de travail

- H1 La roue et l'arbre étant rigidement liés, les contraintes découlant du chargement sur la roue sont linéairement corrélées à celles sur l'arbre;
- H2 Dans le cas de l'existence d'une corrélation linéaire, l'utilisation d'un modèle dynamique linéaire permettrait de prédire les signaux de la roue à partir des signaux provenant de l'arbre;
- H3 Les signaux prédits peuvent être utilisés pour la procédure d'optimisation menant à la détermination du démarrage optimisant les contraintes sur la roue.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE

Dans cette étude, les signaux utilisés proviennent de mesures expérimentales de contraintes réalisées *in situ* (en centrale) sur des roues de turbine. L'acquisition des données qui a conduit aux résultats présentés a été effectuée dans une centrale hydroélectrique au courant de l'hiver 2014. La centrale en question est une centrale du type au fil de l'eau, donc à basse chute. Elle possède 38 unités de production (groupes). Elle est située dans la province canadienne du Québec et est exploitée par Hydro-Québec. Durant cette campagne de mesure, des groupes ayant comme partie tournante des turbines de type Francis et de type hélice ont été instrumentés. La contrainte mécanique sur les aubes de roue a été enregistrée en instrumentant localement des jauges de déformation au voisinage du joint aube-couronne et du joint aube-ceinture; ces zones correspondent aux lieux où les contraintes sont maximales. Les contraintes mécaniques sur l'arbre ont été enregistrées à l'aide d'une combinaison de jauges de type rosette. Ainsi, le couple (torsion), la flexion et la poussée axiale de l'arbre ont été mesurés.

2.1 Instrumentation

L'instrumentation se définit comme une technique de mise en œuvre d'instruments de mesure, d'actionneurs, de capteurs, de régulateurs, en vue de créer un système d'acquisition de données ou de commande. Dans ladite campagne de mesure, chaque groupe instrumenté a été divisé en deux parties à savoir une partie fixe et une partie rotative.

Sur la **partie fixe**, à savoir toute la partie immobile du groupe qui inclut aussi l'arbre de la turbine (bien qu'elle soit en rotation), les capteurs sont installés de manière à mesurer efficacement les différentes variables d'intérêt. Par exemple, les capteurs de pressions sont placés au niveau de la bêche spirale, des avant-directrices et du tube d'aspiration. Les accéléromètres sont placés sur les paliers de la turbine et de l'alternateur pour y mesurer la vibration. Les rosettes placées sur l'arbre permettent d'en mesurer la torsion, la poussée

axiale (traction-compression) et enfin le moment de flexion. La température est aussi enregistrée par un thermocouple placé près de l'arbre et, finalement, l'angle d'ouverture des directrices est donné par le module de conditionnement placé sur celles-ci.

Sur la **partie rotative** (la roue), des jauges de déformation et des accéléromètres sont placés sur la surface de l'aube. Les emplacements sont choisis de manière à avoir les capteurs dans les zones où les variables mesurées sont à leur niveau le plus élevé, en se référant, aux simulations par éléments finis. Ces zones se situent typiquement au niveau des joints aube-couronne et aube-ceinture sur le bord de fuite. Les amplitudes élevées dans ces zones sont principalement causés par la présence de fortes concentrations de contraintes. Dans le but d'éliminer ces zones de concentration de contrainte spécifique à la turbine étudiée (voir Figure 2.1), une solution consiste à créer une encoche au niveau de ces zones. Cette zone étant celle où l'on prévoit la contrainte maximale, la jauge de contrainte y est positionnée. La Figure 2.2 montre une jauge de contrainte dans une encoche proche du joint aube-couronne.

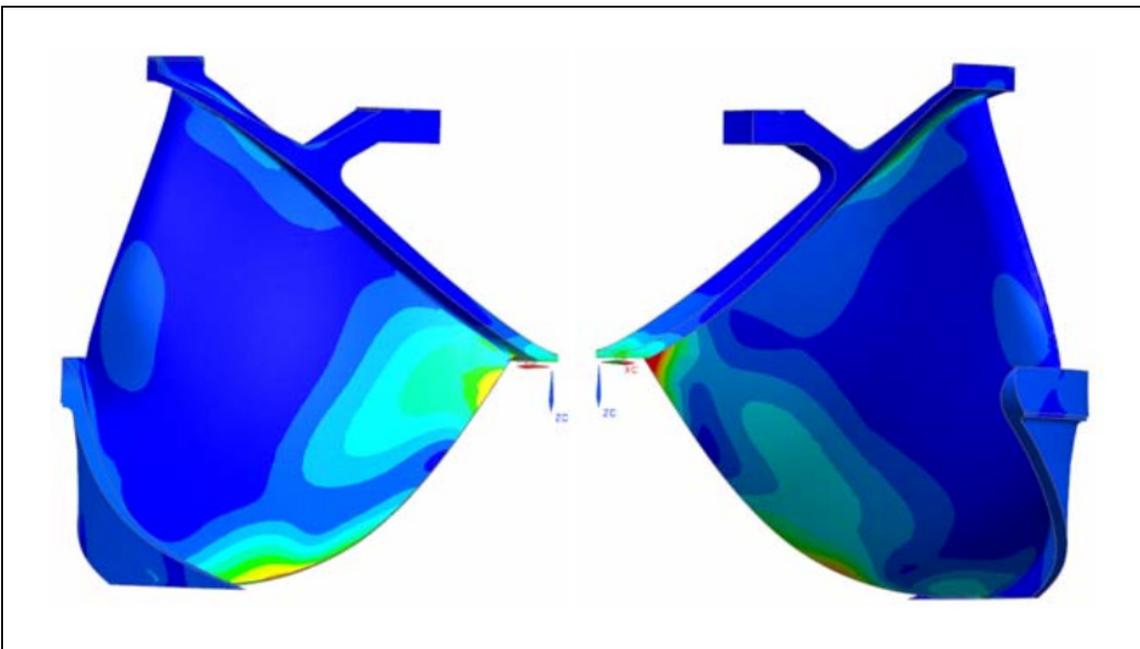


Figure 2.1 Exemple d'une distribution spatiale des contraintes de von Mises en régime permanent.

Tirée de Melot (2013, p. 5)

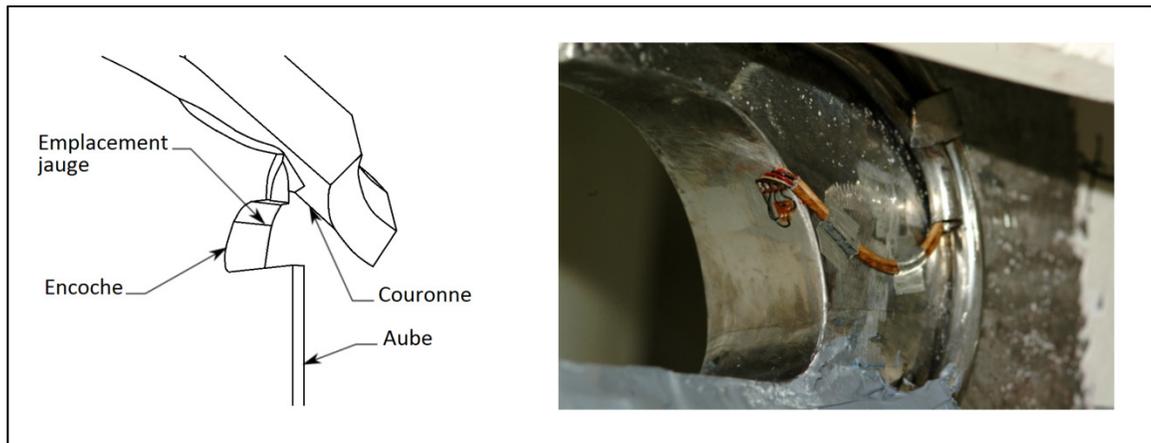


Figure 2.2 Emplacement de la jauge sur l'aube; (gauche) dessin; (droite) photo
Tirée de Gagnon (2010, p. 3)

S'agissant de l'instrumentation sur l'arbre, le niveau de difficulté est relativement moindre comparé par rapport à celui des aubes (partie rotative). Les rosettes sont positionnées sur la surface de l'arbre. En combinant les jauges à 45° des différentes rosettes, on peut déduire l'effort en torsion, la poussée axiale et la flexion de l'arbre. La Figure 2.3 montre la disposition des rosettes sur la surface de l'arbre.



Figure 2.3 Emplacement de la jauge sur l'arbre
Adaptée de Kelm Engineering, 2012

2.2 Traitement et filtrage des signaux

L'observation directe des signaux d'origine a montré la présence de pics qui ne décrivent pas le comportement dynamique de la structure et son interaction avec le fluide. Selon Tony Wahl (Wahl, 2003), ces pics sont dus à un bruit dans les séries temporelles à cause de l'effet doppler (vélocimètre acoustique à effet doppler, ADV). Ils peuvent être provoqués par des facteurs comme les ambiguïtés de la différence de phase survenant lorsque les vitesses dépassent les limites supérieures des gammes de vitesse de la sonde ADV, les fortes intensités de turbulence, les flux aérés qui ont des propriétés acoustiques indésirables. Ces pics peuvent aussi être dus à des phénomènes électriques et ne sont donc pas utiles pour la procédure d'identification. Par conséquent, la première étape a été de filtrer le signal d'origine pour en ôter ce bruit. Pour l'étape de filtrage, la méthode de l'espace de phase 3D a été utilisée (Wahl, 2003).

Cette méthode a été appliquée par Mori *et al.* (Mori *et al.*, 2007) qui la décrivent comme étant l'algorithme le plus efficace disponible pour retirer les pics pour les données de vitesse mesurées avec un vélocimètre acoustique à effet doppler (ADV). La méthode de l'espace de phase 3D a été initialement proposée par Goring et Nikora (Goring *et* Nikora, 2002) puis modifiée par Wahl (Wahl, 2003). Elle utilise le concept d'un plan 3D de Poincaré dans lequel la variable, vitesse u , et ses dérivées première et seconde, Δu et $\Delta^2 u$, sont tracées. Les points situés à l'extérieur de l'ellipsoïde dans le plan de Poincaré sont exclus et la méthode itère jusqu'à ce que le nombre de pics détectés devienne nul. L'algorithme pour enlever les pics de bruit par cette méthode, modifiée par Wahl, est résumé par les six étapes suivantes:

Continuer la procédure ci-dessous jusqu'à ce que le remplacement de pic ne soit plus requis.

1. Calculer les dérivées première Δu et seconde $\Delta^2 u$ de la vitesse u ;
2. Calculer le seuil universel par $\lambda = (2 \ln N)^{1/2}$ à partir du nombre de données N ;
3. Calculez la corrélation entre u et la dérivée seconde $\Delta^2 u$;
4. Produire une ellipsoïde inclinée de u , Δu et $\Delta^2 u$ avec l'angle calculé à partir de la corrélation entre u - $\Delta^2 u$;

5. Les axes majeures et mineures de l'ellipsoïde sont respectivement donnés par $\lambda\sigma_u$, $\lambda\sigma_{\Delta u}$ et $\lambda\sigma_{\Delta^2 u}$ et;
6. Identifier les points qui se trouvent en dehors de l'ellipsoïde et les remplacer.

2.3 Étude corrélative et modélisation

L'objectif du présent travail est de construire un modèle dynamique qui est censé être une représentation fidèle du système. C'est-à-dire, un modèle capable de donner, avec une précision acceptable, les niveaux des contraintes statiques et dynamiques sur la roue, aussi bien en régime transitoire qu'en régime permanent. La roue étant encastrée à l'arbre, la relation entre les signaux des deux parties a d'abord été étudiée. Cette étude a démontré l'existence d'une corrélation significative entre les signaux des deux parties. Cependant, cette relation n'ayant pas été suffisante pour prédire, à la fois, les niveaux de contraintes statiques et dynamiques du régime transitoire et du régime permanent, un modèle plus performant a été identifié, simulé et validé.

2.3.1 Étude corrélative

Après l'étape de filtrage décrite au paragraphe 2.2, la deuxième étape consiste à identifier s'il y a un lien entre les signaux provenant des capteurs sur l'arbre et ceux de la jauge sur l'aube, aussi, de déterminer la nature de ce lien. Afin d'obtenir une vue rapide mais globale sur cette relation, une série de régressions linéaires entre la jauge de déformation, utilisée comme variable indépendante, et chaque combinaison de capteur sur l'arbre a été effectuée.

Pour une meilleure lisibilité, les séries de régressions simples ont été préférées à la régression multiple. Pour chaque cas, les paramètres globaux des signaux ont été utilisés. Chaque démarrage étant représenté par l'intersection entre le niveau crête de la contrainte au transitoire sur l'arbre et celui sur l'aube. La Figure 2.4 montre un schéma de la procédure de détermination des valeurs des variables indépendantes et dépendantes pour un exemple de chargement simplifié.

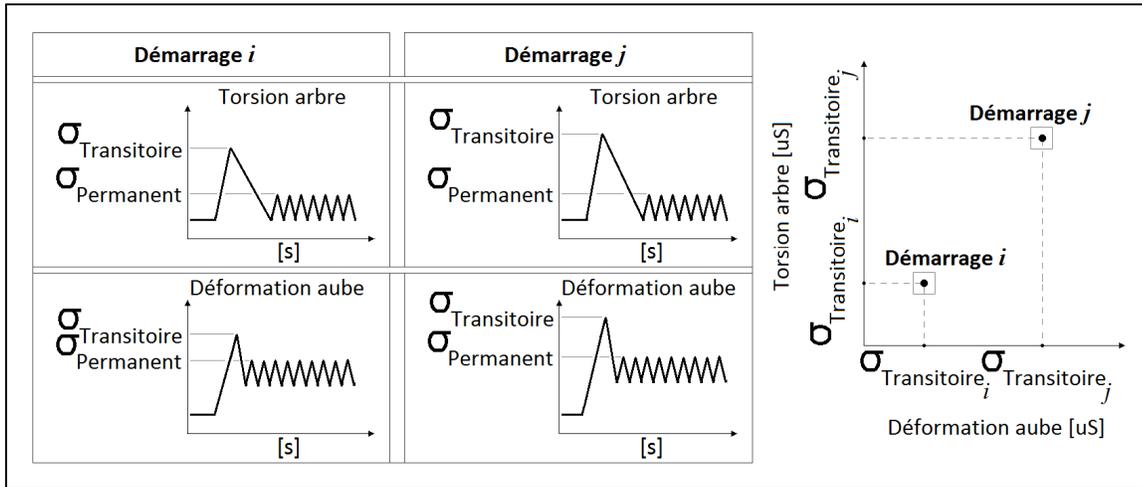


Figure 2.4 Procédure de traçage pour l'analyse de régression

Pour comparer les trois droites de régression, la pente et le coefficient de détermination de Pearson ont été utilisés comme métriques.

Pour aller plus en profondeur dans la recherche de relations, trois autres régressions ont été effectuées en utilisant la même procédure de traçage, mais cette fois-ci uniquement entre les signaux provenant de l'arbre. Ainsi, la flexion a été tracée en fonction de la torsion puis en fonction de la compression. Finalement, la compression a été tracée en fonction de la torsion. Tous les tracés sont présentés dans le CHAPITRE 3.

2.3.2 Modélisation

Après avoir constaté l'existence d'une corrélation linéaire significative entre les deux parties, la troisième étape consiste à trouver une autre famille de modèles dynamiques linéaires qui pourrait être employés pour prédire, avec une précision acceptable, l'un des signaux connaissant l'autre, la Figure 2.5 présente l'algorithme suivi.

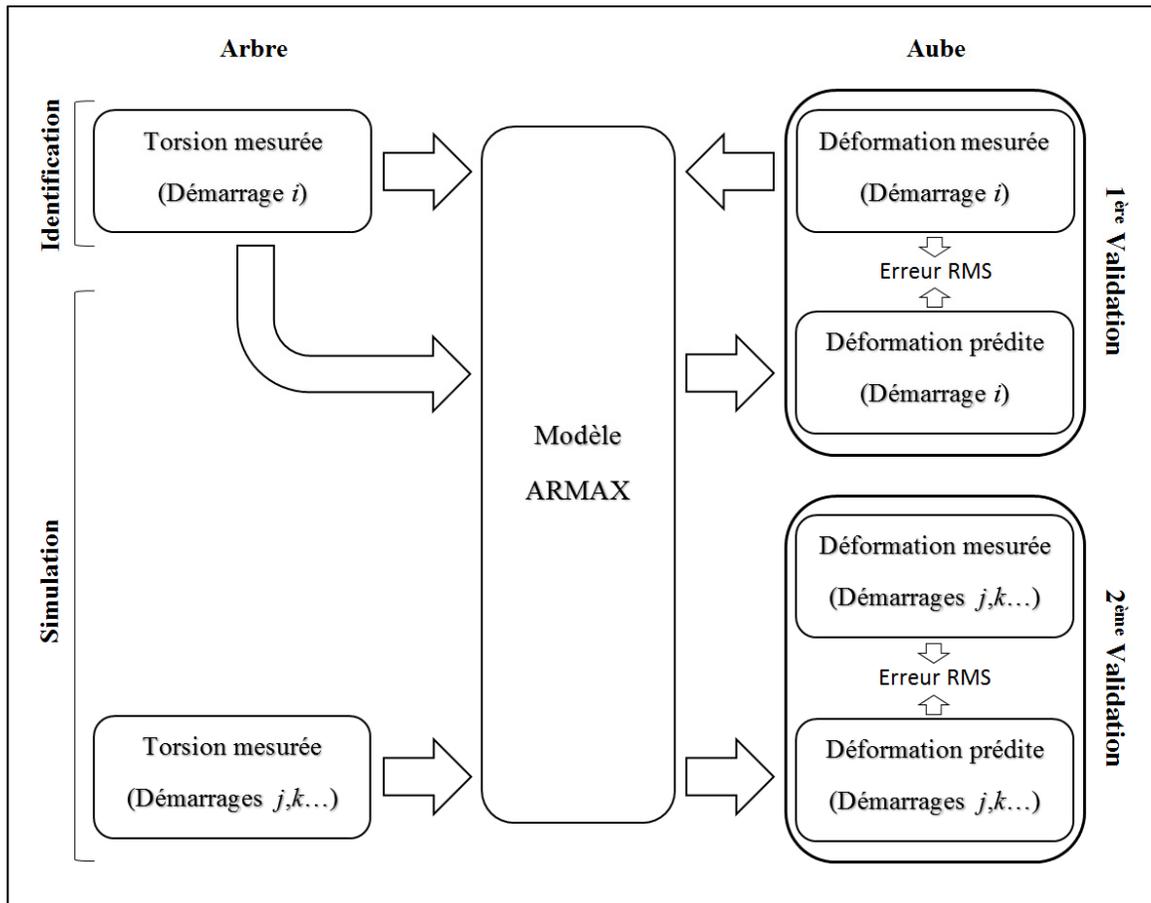


Figure 2.5 Procédure d'identification, de simulation et de validation

Le choix de l'ensemble des modèles a porté sur les modèles polynomiaux autorégressifs. Afin de choisir la structure optimale dans cet ensemble et l'ordre des polynômes, une étude comparative approfondie a été réalisée entre les structures de modèles ARX, ARIX, ARMAX et ARIMAX. Pour chaque modèle, plusieurs ordres de polynômes ont été testés. L'utilisation de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (erreur RMS) comme métrique de comparaison nous a permis de sélectionner les *meilleurs* modèles en fonction du démarrage utilisé et l'ordre des polynômes. Pour identifier les paramètres des modèles, la méthode du maximum de vraisemblance, présentée au chapitre précédent (paragraphe 1.3.1), a été utilisée.

2.4 Validation

Après la sélection de l'ensemble des modèles le plus performant et de la meilleure structure de modèle dans cet ensemble (structure donnant la plus petite valeur d'erreur RMS), l'identification a donné la meilleure représentation pour la structure choisie. Le modèle généré ainsi peut être qualifié comme le meilleur possible dans l'ensemble. Néanmoins, pour être validé, ce modèle doit être en mesure d'atteindre les objectifs fixés (atteindre les deux niveaux de validation de la figure 2.5). Puisque nous cherchons à utiliser le modèle dans l'optique de discerner le démarrage qui minimise la contrainte mécanique maximale sur l'aube de roue, par conséquent, tout modèle donnant au moins le niveau statique de la contrainte et dont l'erreur RMS procure une valeur inférieure à $30 \mu s$ a été jugé comme acceptable.

2.5 Optimisation de la séquence de démarrage

Cette partie vise à vérifier si les signaux prédits peuvent être utilisés pour réaliser l'optimisation des démarrages. Pour ce faire, les paramètres globaux des signaux ont encore été utilisés. La procédure consiste à faire, pour le signal mesuré et le signal prédit, le ratio entre le niveau crête de contrainte du régime transitoire et celui du régime permanent. Ainsi, pour chaque démarrage : $r_i = \sigma_{\text{Transitoire}} / \sigma_{\text{Permanent}}$; r_i étant le ratio entre la contrainte maximale au transitoire et celle au régime permanent. En plaçant les ratios du signal mesuré sur l'axe des abscisses et les ratios du signal prédit sur l'axe des ordonnées, chaque démarrage est représenté par ses coordonnées; à savoir le ratio de son signal mesuré sur les abscisses et le ratio de son signal prédit sur les ordonnées.

Le démarrage optimal est celui dont le niveau de contrainte maximale durant le régime transitoire garde la même amplitude qu'au régime permanent, son ratio correspond au ratio unitaire. Une zone dite optimale; entourant le point de coordonnées (1, 1) a été établie. Cette zone permet de tolérer une erreur arbitraire de l'ordre de 5% autour du point optimal, soit entre 0.95 et 1.05. Le test serait idéal si, pour chaque démarrage, le ratio du signal prédit est

identique à celui du signal du mesuré; ce qui donnerait en traçant la droite de régression une pente de 45°. Par contre, même si la pente n'est pas de 45°, le modèle est adéquat s'il peut nous permettre d'identifier à quel moment nous sommes dans la zone optimale. La Figure 2.6 montre la procédure du test d'applicabilité à l'optimisation pour un exemple de chargement simplifié.

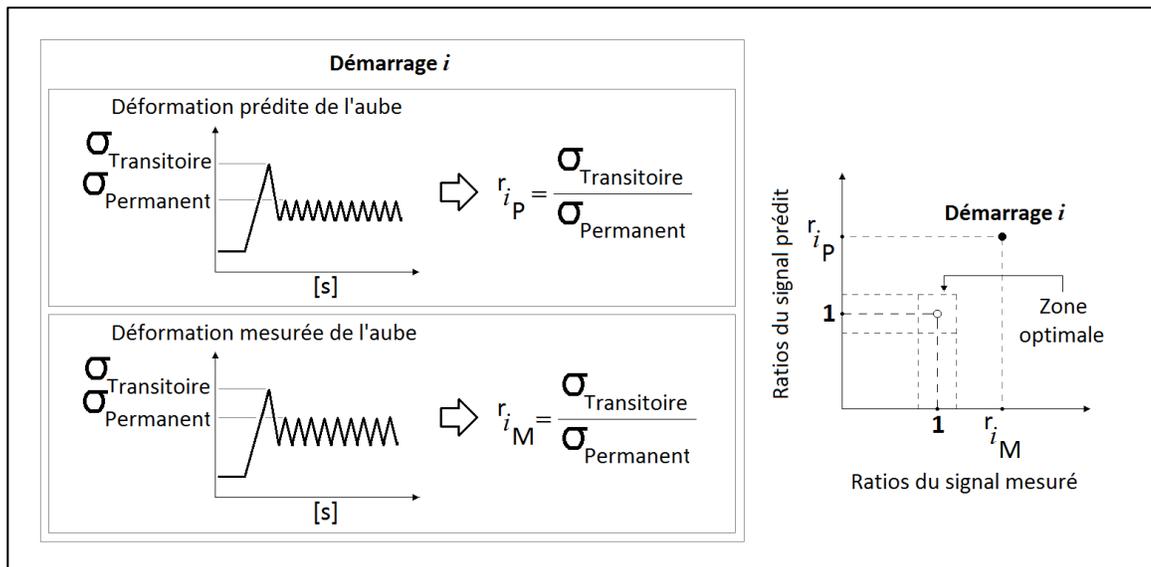


Figure 2.6 Procédure du test d'applicabilité de l'optimisation

CHAPITRE 3

RÉSULTATS

3.1 Traitement et filtrage des signaux d'une turbine hélice

Avant de procéder à l'identification, l'ensemble des signaux de torsion sont bruités, par conséquent, une opération de filtrage est réalisée. La méthode d'espace de phase 3D décrite à la Section 2.2 est utilisée. Pour mettre en exergue l'ampleur du bruit, la Figure 3.1 montre l'allure de quelques signaux typiques de la déformation en torsion de l'arbre pour différents démarrages du groupe, tels qu'ils ont été enregistrés (signaux bruts). Le signal de torsion pour le démarrage à 25% d'ouverture apparaît comme l'un des plus bruités. Pour cette raison, il est utilisé dans la Figure 3.2 pour illustrer les résultats de la procédure de filtrage. La Figure 3.3 montre l'allure des signaux de torsion ébroués. Ces derniers ont été utilisés dans les étapes subséquentes à savoir l'étude corrélative, la modélisation et l'optimisation.

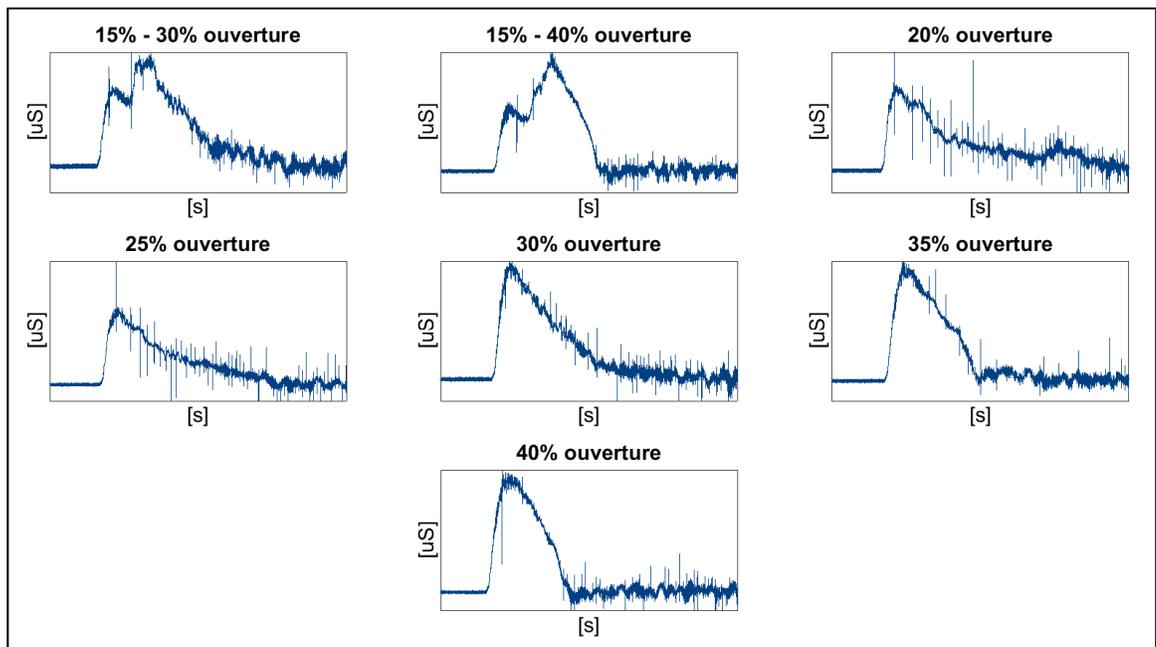


Figure 3.1 Présentation de signaux de torsion de l'arbre avant filtrage

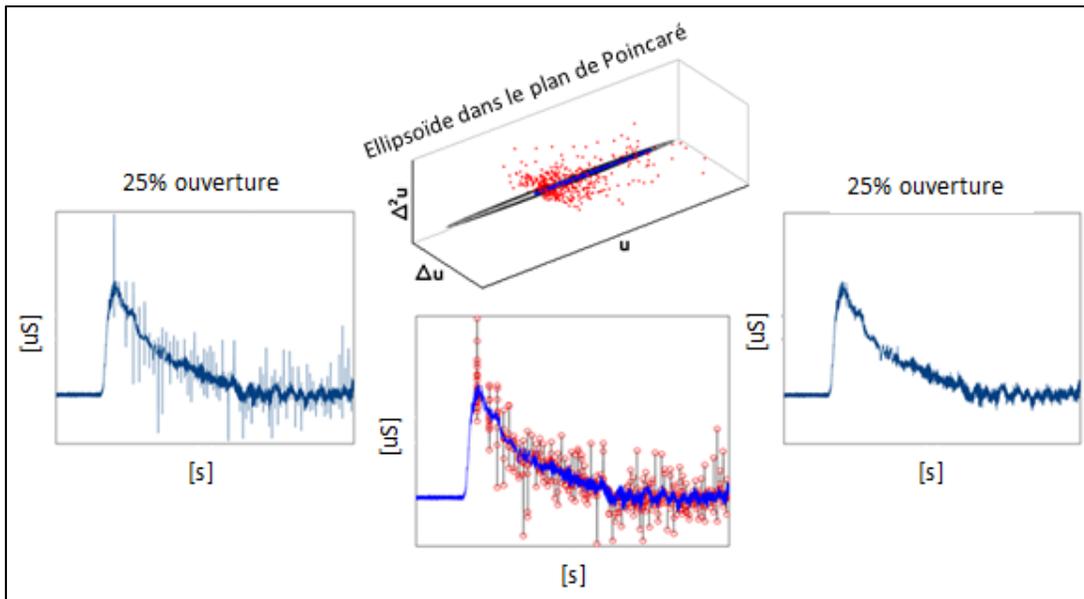


Figure 3.2 Procédure de filtrage

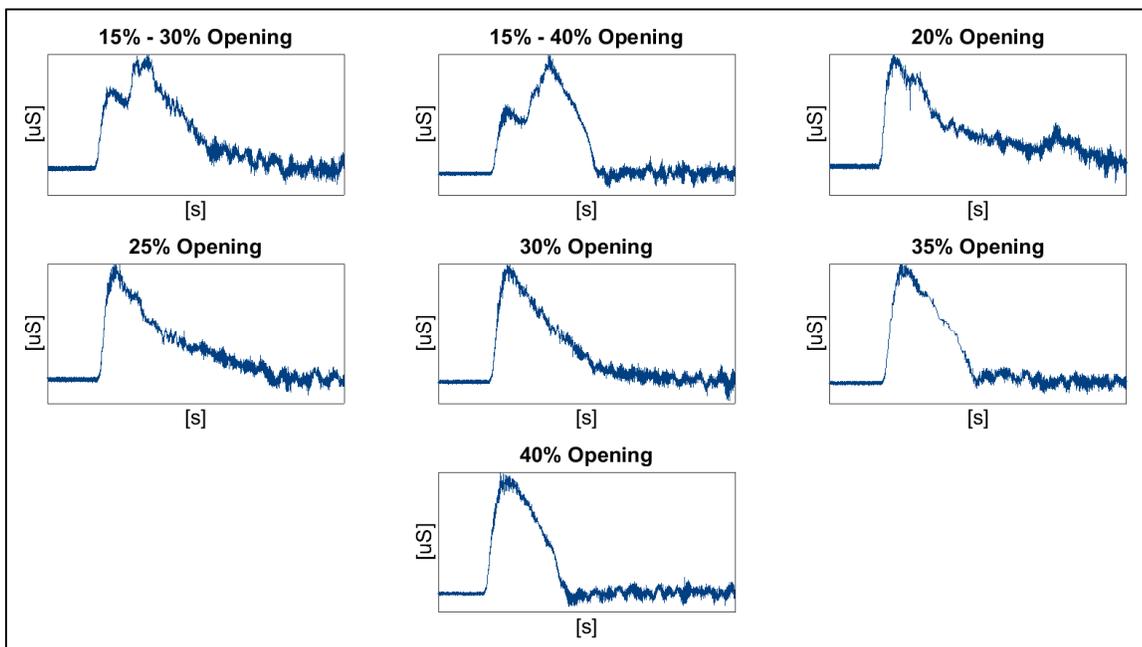


Figure 3.3 Présentation de signaux de torsion de l'arbre après filtrage

3.2 Étude corrélative des signaux d'une turbine hélice

L'étude corrélative a permis de trouver, entre les capteurs sur l'arbre principal et la roue, des corrélations linéaires dans le domaine temporel. Au cours de la campagne de mesure, différents patrons de contrôle des directrices ont été testé et chacun a été répété au moins une fois. Pour chacun des démarrages, la valeur maximale de la contrainte au transitoire est utilisée pour le signal de la jauge de contrainte sur l'aube de roue et pour les capteurs sur l'arbre. La Figure 3.4 montre les tracés de la torsion, la poussée axiale et la flexion de l'arbre successivement en fonction de la contrainte de déformation exercée sur l'aube.

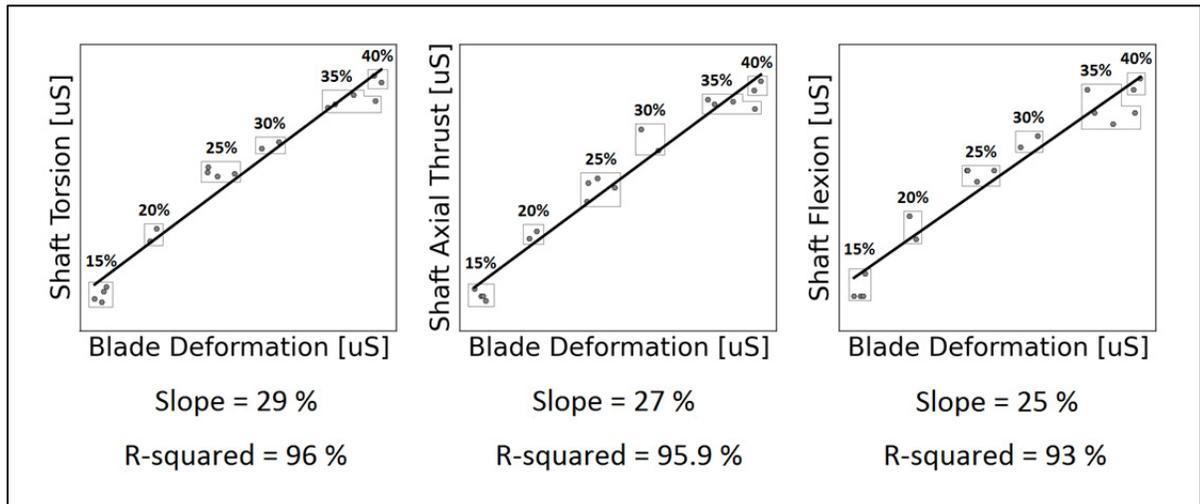


Figure 3.4 Déformations de l'aube et de l'arbre en fonction des démarrages

L'étude corrélative entre les capteurs installés sur l'arbre a aussi permis de trouver une corrélation très significative entre les niveaux crêtes de contrainte au transitoire. Pour rappel les contraintes sur l'arbre ont été mesurées en combinant les jauges des rosettes instrumentées sur l'arbre. La Figure 3.5 ci-dessous montre le tracé de la flexion en fonction de la torsion puis de la poussée axiale (compression) puis le tracé de cette même poussée axiale en fonction de la torsion.

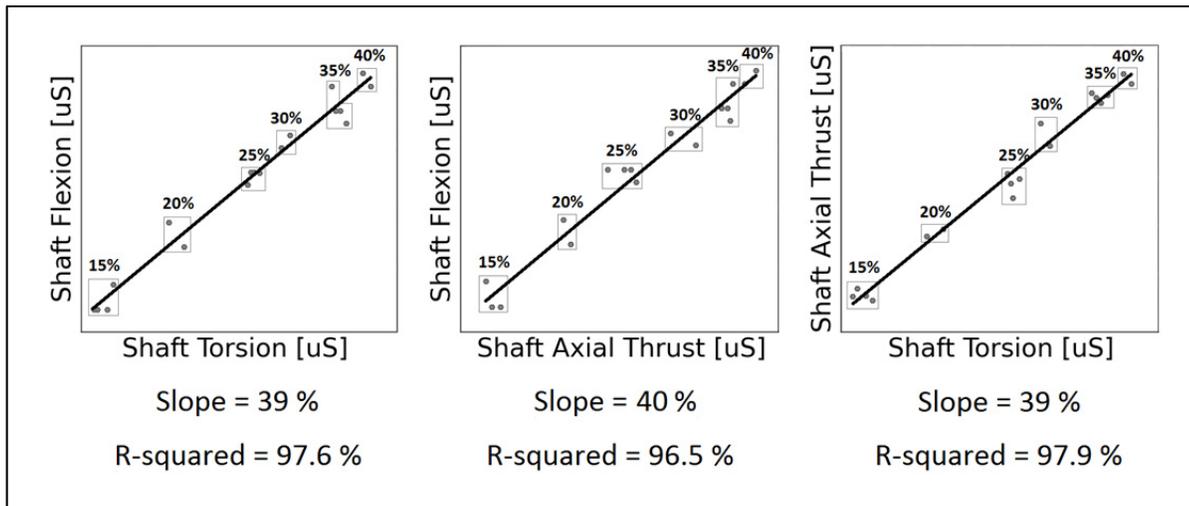


Figure 3.5 Torsion, poussée axiale et flexion de l'arbre en fonction des démarrages

3.3 Modélisation

3.3.1 Comparaison des structures de modèles autorégressifs

Dans le but de faire une première validation dont la procédure est décrite à la Figure 2.5, la comparaison vise à faire ressortir, dans l'ensemble des modèles autorégressifs, la structure de modèle donnant la meilleure représentation du système dynamique. Pour ce faire, les signaux filtrés du démarrage à 40% d'ouverture sont utilisés pour identifier successivement des modèles de type ARX, de type ARIX, de type ARMAX et enfin de type ARIMAX. Pour cette identification, la complexité du modèle est progressivement augmentée pour observer l'impact sur les résultats. L'augmentation de la complexité est faite en faisant varier l'ordre des polynômes du modèle de 1 à 10 avec à chaque fois un incrément de 1. L'erreur RMS étant utilisée comme métrique de comparaison.

- a) Le premier modèle testé, de type ARX, ajoute une entrée exogène au modèle autorégressif de prévision (AR) et donc contient deux paramètres à estimer;
- b) Le second modèle testé, de type ARIX, est un modèle ARX dans lequel le bruit est intégré;

- c) Le troisième modèle testé, de type ARMAX, est un modèle ARX dans lequel on ajoute l'ajustement de la moyenne. Ce modèle contient trois paramètres à estimer;
- d) Le quatrième modèle testé, de type ARIMAX, est un modèle ARMAX dans lequel le bruit est intégré.

Ces étapes sont complétées pour voir quel modèle linéaire paramétrique donnerait la meilleure représentation du système et dont l'augmentation de la complexité ne permettrait pas d'augmenter la qualité des résultats.

Le modèle retenu est celui satisfaisant au mieux les conditions suivantes :

- a) Le signal de la sortie prédite à la même allure que le signal mesuré;
- b) L'amplitude des contraintes de la sortie prédite est identique à celle de la sortie mesurée;
- c) Le résidu entre le signal mesuré et le signal prédit est minimal;
- d) L'erreur quadratique moyenne (erreur RMS) est minimale.

Les Figure 3.6 à Figure 3.9 montrent, pour les quatre types de structure de modèle, une superposition du signal mesuré et du signal prédit.

Signaux de la structure de modèle ARX

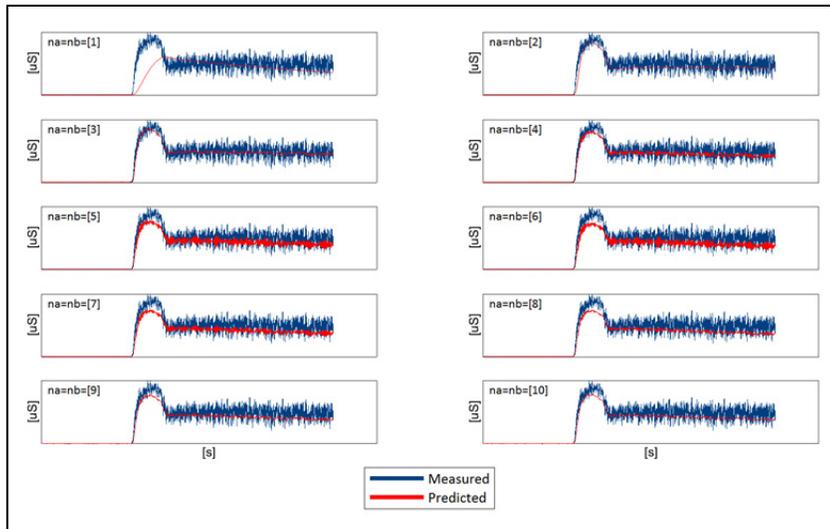


Figure 3.6 Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARX (Turbine Hélice)

Signaux de la structure de modèle ARIX

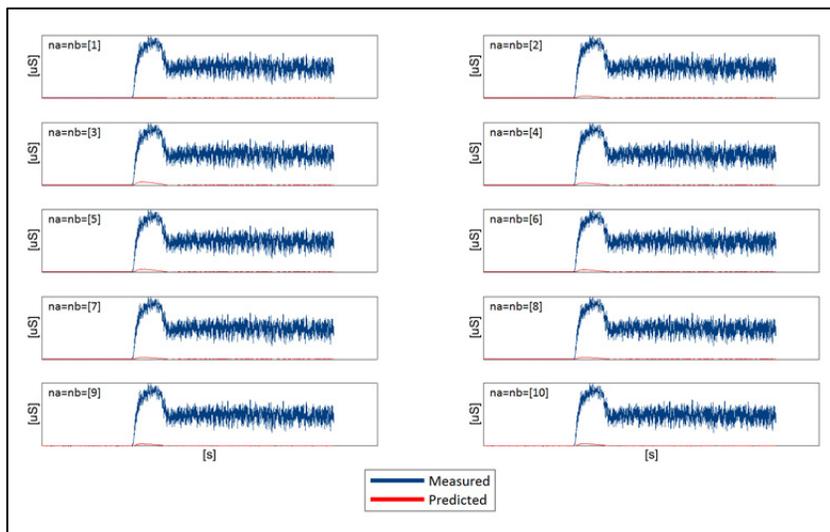


Figure 3.7 Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARIX (Turbine Hélice)

Signaux de la structure de modèle ARMAX

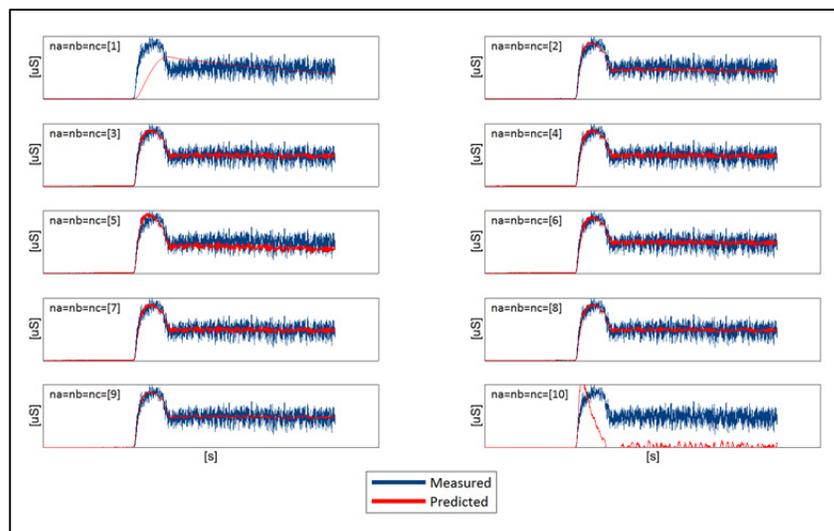


Figure 3.8 Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARMAX (Turbine Hélice)

Signaux de la structure de modèle ARIMAX

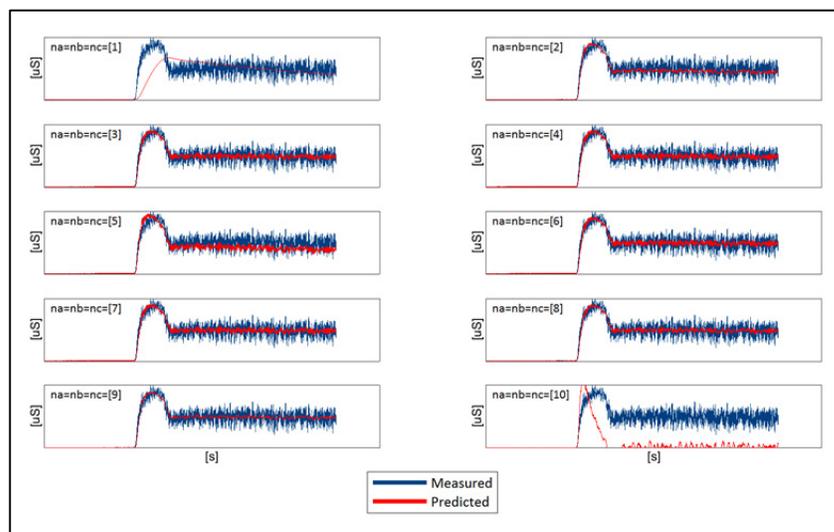


Figure 3.9 Signaux du démarrage à 40%; prédits avec le modèle ARIMAX (Turbine Hélice)

3.3.2 Choix de la structure de modèle

Observant les quatre figures, l'on constate que quel que soit la structure, un modèle dont les polynômes sont d'ordre un (1) ne prédit pas de manière satisfaisante le signal de jauge. Concernant les structures de modèles dont le bruit est intégré, on constate que le modèle ARIX ne prédit pas correctement le signal de la jauge, le modèle ARIMAX donne des résultats identiques au modèle ARMAX; l'augmentation de la complexité n'améliorant pas la qualité des résultats le modèle ARMAX semble représenter au mieux le système dynamique. L'étape naturellement suivante est de tester cette structure de modèle en en faisant varier l'ordre des polynômes n_a , n_b et n_c la constituant. Le Tableau 3.1 présente pour des ordres de polynômes allant de un [1] à dix [10] les valeurs de l'erreur RMS en microdéformations (uS) et en pourcentage de la contrainte maximale de jauge mesurée (%) pour les sept (7) patrons d'ouverture des aubes directrices d'une turbine hélice.

Tableau 3.1 Erreur RMS du modèle ARMAX en fonction du démarrage et de l'ordre des polynômes pour la 1^{ère} validation

		Ouverture des aubes directrices						
		MODE A					MODE B	
		[20%]	[25%]	[30%]	[35%]	[40%]	[15%-30%]	[15%-40%]
Ordre des Polynômes	[1]	42.2 uS	47.7 uS	54.7 uS	57.8 uS	69.4 uS	44.4 uS	54.8 uS
		12.6 %	14.1 %	15.5 %	14.1 %	15.6 %	13.1 %	12 %
	[2]	23.4 uS	23.3 uS	23.1 uS	25.1 uS	29.6 uS	21.5 uS	19.4 uS
		7 %	6.9 %	6.6 %	6.1 %	6.7 %	6.4 %	4.3 %
	[3]	38.2 uS	107.6 uS	136.9 uS	357.8 uS	27.2 uS	21.4 uS	74.1 uS
		11.4 %	31.8 %	38.9 %	87.5 %	6.1 %	6.3 %	16.3 %
	[4]	37.1 uS	40.3 uS	166.3 uS	179.8 uS	27.3 uS	21.4 uS	163.9 uS
		11.1 %	11.9 %	47.2 %	44 %	6.1 %	6.3 %	36 %

Tableau 3.1 (Suite)

		MODE A					MODE B	
		[20%]	[25%]	[30%]	[35%]	[40%]	[15%-30%]	[15%-40%]
Ordre des Polynômes	[5]	27.5 uS	134.4 uS	23.1 uS	388.9 uS	38.4 uS	106.3 uS	244.6 uS
		8.2 %	39.7 %	6.6 %	95.1 %	8.7 %	31.5%	53.7 %
	[6]	57.7 uS	21.3 uS	22.9 uS	25.1 uS	27.3 uS	131.7 uS	19.3 uS
		17.2%	6.3 %	6.5 %	6.1 %	6.2 %	39 %	4.2 %
	[7]	21.7 uS	22.2 uS	136.2 uS	274.9 uS	27.3 uS	21.9 uS	407.7 uS
		6.5 %	6.6 %	38.7 %	67.2 %	6.2 %	6.5 %	89.5 %
	[8]	126.6 uS	22.2 uS	23.3 uS	26.8 uS	27.2 uS	128.2 uS	19.3 uS
		37.8 %	6.6 %	6.6 %	6.6 %	6.1 %	38 %	4.2 %
	[9]	26.1 uS	22.2 uS	127.6 uS	264.7 uS	27.1 uS	147.2 uS	19.3 uS
		7.8 %	6.6 %	36.2 %	64.7 %	6.1 %	43.6%	4.2 %
	[10]	22.6 uS	121.1 uS	131.5 uS	25.1 uS	182.3 uS	122.8 uS	169.6 uS
		6.7 %	35.8 %	37.3 %	6.1 %	41.1 %	36.4 %	37.2 %

3.3.3 Cas d'études

Cas d'étude 1 : Turbine Hélice

Le Tableau 3.1 montre que les modèles dont les polynômes sont d'ordre 2 donnent globalement la meilleure précision (la meilleure constance). Par conséquent, après avoir identifié une structure de modèle ARMAX à polynômes d'ordre 2, l'étape suivante est d'utiliser le modèle identifié pour simuler les autres démarrages du groupe en employant à chaque fois comme entrée (*input*) le signal de torsion du démarrage et dont on désire prédire la contrainte de déformation induite sur l'aube. La procédure suivie est décrite à la Figure 2.5 Procédure d'identification, de simulation et de validation). La Figure 3.10 montre une superposition entre les signaux mesurés et les signaux prédits avec le modèle susmentionné.

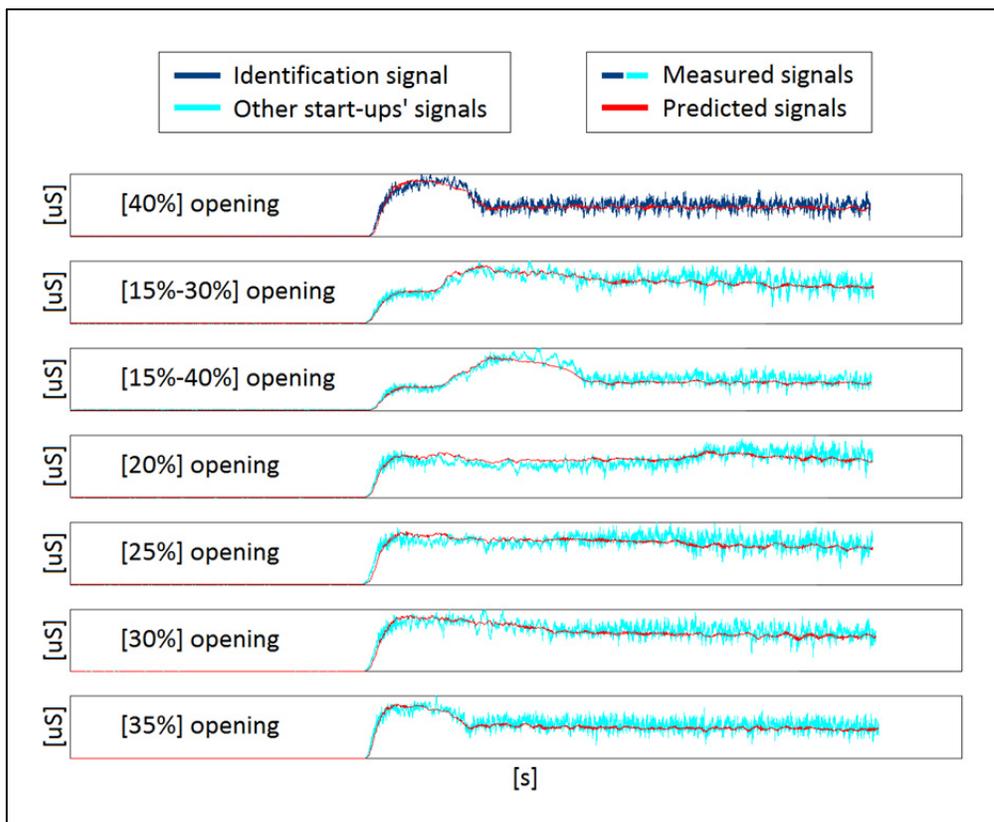


Figure 3.10 Comparaison des signaux mesurés et prédits pour un modèle identifié avec le démarrage à 40%

Pour approfondir la comparaison entre les signaux mesurés et prédits, la Figure 3.11 illustre (en %) pour chaque démarrage l'amplitude du signal prédit par rapport au signal mesuré durant le régime transitoire et le régime permanent.

Le constat est qu'au cours des deux régimes d'opération les amplitudes maximales et moyennes, mesurées, de contraintes sont à chaque fois supérieure à celles prédites. Cependant ce gap est beaucoup plus significatif en prenant les valeurs maximales du régime transitoire où l'amplitude de contrainte prédite est descendue jusqu'à 81.8% de celle mesurée. Concernant le régime transitoire, les amplitudes moyennes de la prédiction se situent entre 95% et 99% de la mesure.

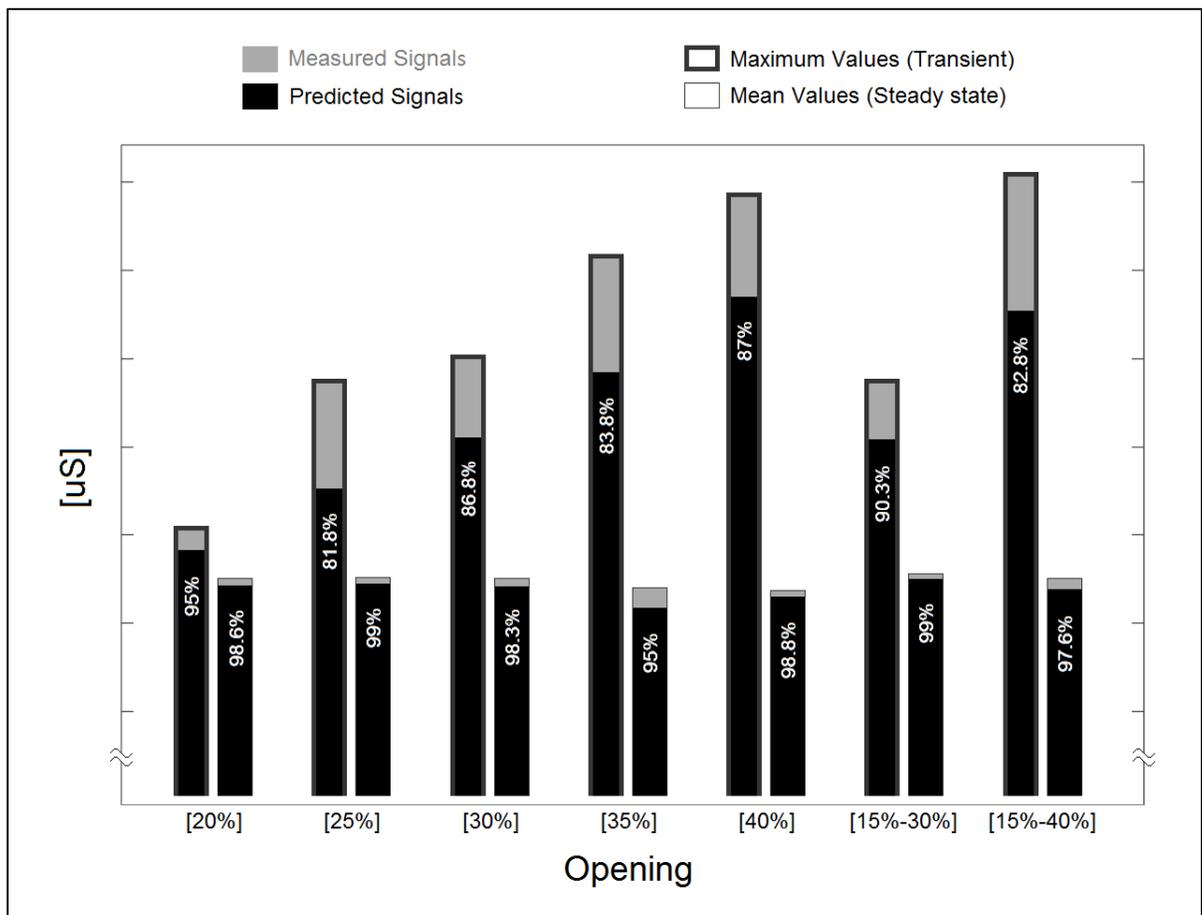


Figure 3.11 Valeurs mesurées et prédites des contraintes maximales et moyennes

Cas d'étude 2 : Turbine Francis

L'application de la procédure décrite sur la Figure 2.5 ne se limite pas aux turbines de type hélice, elle produit des résultats tout aussi satisfaisants sur les turbines de type Francis. Pour les modèles ARMAX, la Figure 3.12 présente, pour un modèle d'ordre 2, une comparaison entre les signaux mesurés et prédits pour les démarrages à 15% à 20% et à 30% d'ouverture.

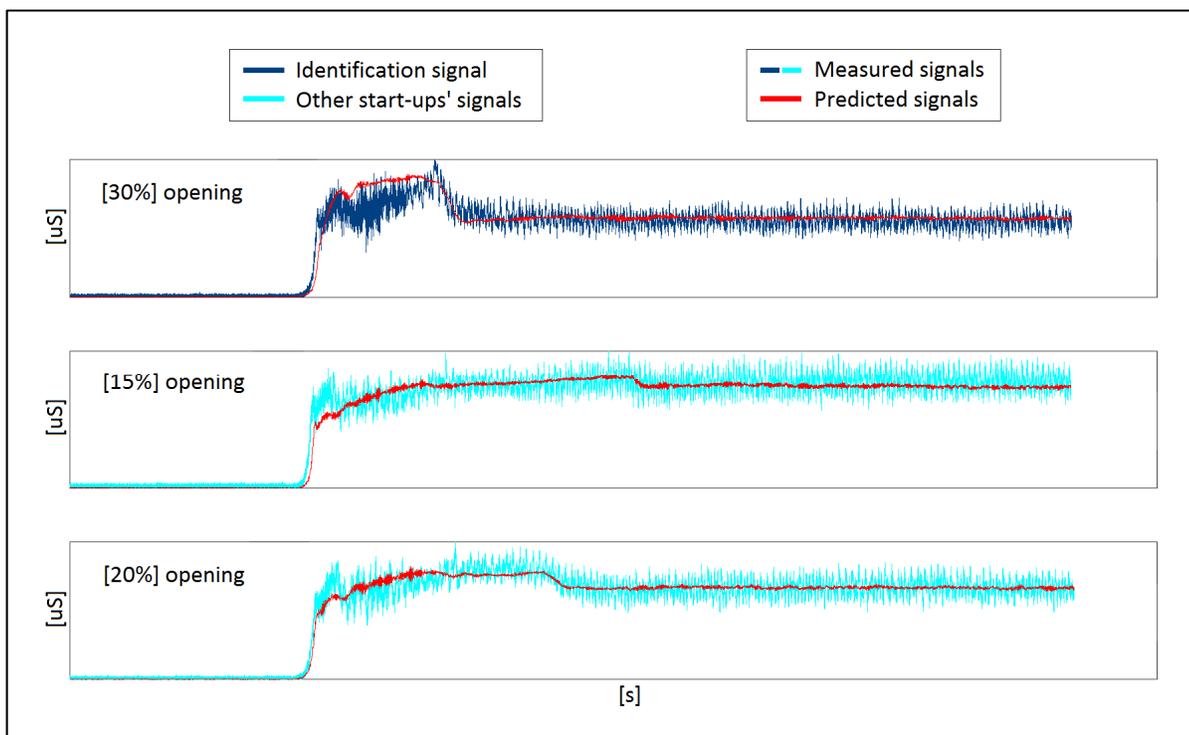


Figure 3.12 Comparaison des signaux mesurés et prédits pour un modèle identifié avec le démarrage à 30%

Suivant la même procédure que pour la turbine hélice et pour chaque démarrage, la Figure 3.13 montre (en %) l'amplitude du signal prédit dans le cas d'une turbine de type Francis par rapport au signal mesuré durant le régime transitoire et le régime permanent. Comme dans le cas des turbines de type hélice, les amplitudes maximales mesurées de contraintes sont supérieures à celles prédites. Cependant, le constat est que pour les valeurs moyennes au

régime permanent, la prédiction est, pour le dernier démarrage, supérieure à la mesure. Il y a donc apparition d'un biais positif.

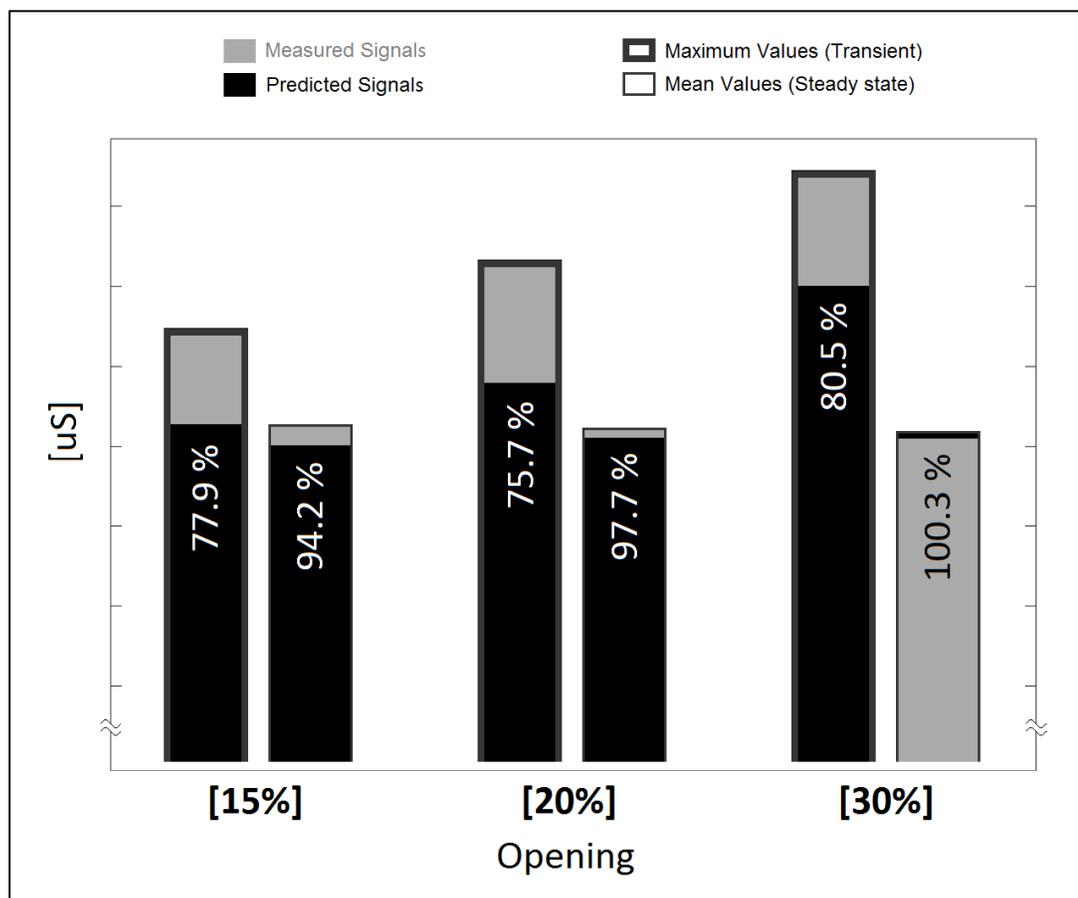


Figure 3.13 Valeurs mesurées et prédites des contraintes maximales et moyennes

3.4 Optimisation de la séquence de démarrage

Un objectif important du présent projet est de valider si les signaux prédits peuvent être exploités pour procurer un démarrage optimal. Dans notre cas, un démarrage est considéré comme optimal si, et seulement si, le niveau des contraintes maximales est minimisé (critère pour la fiabilité en fatigue) tout en respectant un certain délai maximum pour la durée du régime transitoire (critère de productivité).

À partir des Figure 3.13 et Figure 3.14, on observe que pour les signaux mesurés et prédits, si le modèle est de bonne qualité, le rapport entre le niveau de la contrainte au cours du régime transitoire et son niveau pendant le régime permanent se situe dans la zone du démarrage optimal trouvé expérimentalement. Cependant, si le modèle est de faible qualité, les ratios ne se croisent pas dans la zone optimale. Nous concluons dans ces cas que les modèles ne peuvent pas être utilisées à des fins d'optimisation.

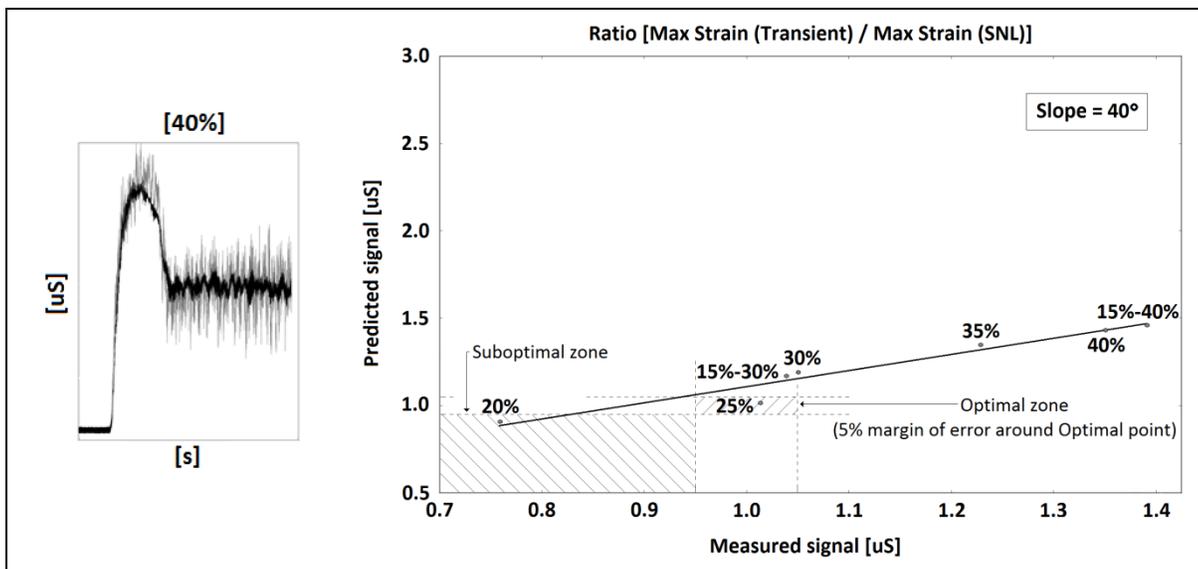


Figure 3.14 Résultats des tests d'optimisation des modèles de bonne qualité d'une turbine hélice

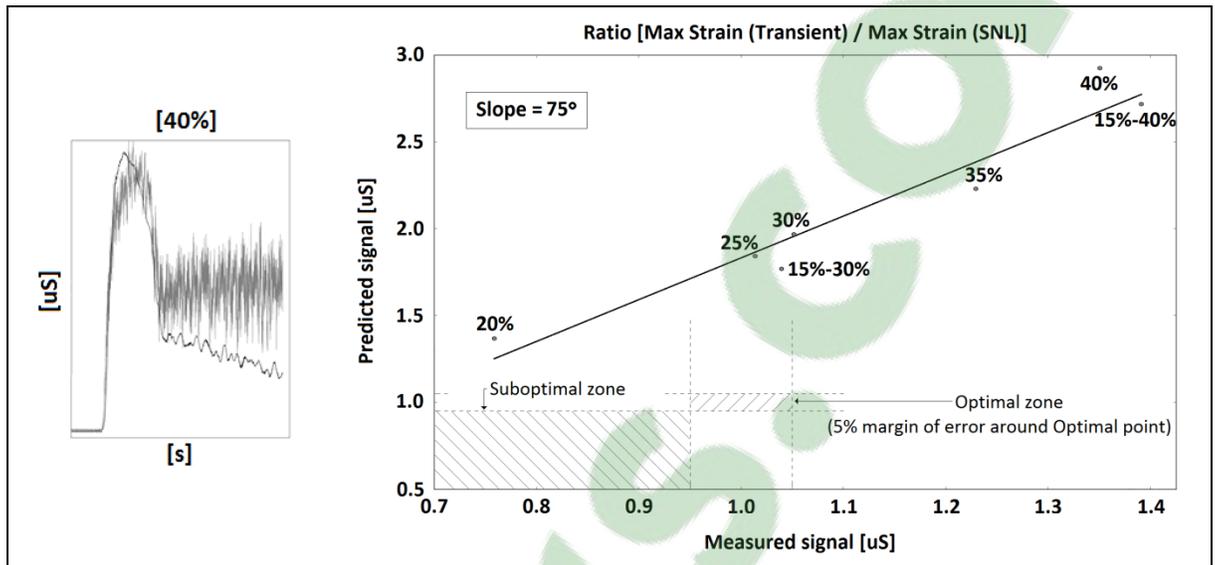


Figure 3.15 Résultats des tests d'optimisation des modèles de faible qualité d'une turbine hélice

En observant le Tableau 3.1, les modèles de bonne qualité correspondent aux modèles dont l'erreur RMS et son pourcentage par rapport à la mesure sont représentés en gras; le reste des modèles correspondant de facto aux modèles de faible qualité et rejetés.

Les modèles de bonne qualité donnent des signaux reproduisant l'allure du signal mesuré tel que montré à la Figure 3.14. Cependant les modèles de faible qualité produisent des signaux, non stationnaires, dont les allures diffèrent en fonction de l'ordre des polynômes et des démarrages. La Figure 3.15 montre un de ces signaux. Néanmoins, quel que soit l'allure du signal prédit par un modèle de faible qualité, plus l'allure de ce signal s'éloigne de celle du signal mesuré, plus la droite de régression s'éloigne de la zone optimale.

CHAPITRE 4

DISCUSSION

Les fortes corrélations existantes entre les mesures enregistrées sur l'arbre principal et la roue peuvent être explorées et exploitées dans le domaine fréquentiel si rien de concluant n'a été identifié dans le domaine temporel (Briggs et Vincent, 1992). Cependant, dans cette étude, une corrélation significative a été mise en évidence entre les mesures issues des capteurs sur les deux parties.

Comme simplification, l'ensemble arbre-turbine peut être considéré comme constituant un système mécanique à 1 degré de liberté (masse-ressort-amortisseur). Si l'arbre est instrumenté avec des capteurs permettant d'en mesurer les efforts axiaux, torsion et flexion, alors, il est possible d'en déduire l'état des contraintes à n'importe quelle position du dit système moyennant une fonction de transfert.

La deuxième étude corrélatrice, dont les résultats sont présentés à la Figure 3.5, a porté sur l'étude des corrélations entre les capteurs sur l'arbre. Cette étude a été motivée par la volonté de vérifier s'il est toujours nécessaire d'instrumenter l'arbre avec ces trois types de capteurs si l'on a pour seul objectif d'utiliser les signaux à des fins d'identification de modèle. Elle a permis de confirmer l'existence d'une corrélation nettement significative entre les différents capteurs sur l'arbre. En se basant sur ce constat, l'on peut conclure que l'instrumentation du capteur de torsion qui apparaît comme étant le plus corrélé à la déformation de l'aube est suffisante dans le cas où l'identification du système est la seule motivation de l'instrumentation.

À ce stade, nous pouvons dire que l'utilisation des modèles polynomiaux autorégressifs pour prédire la contrainte sur les aubes peut être une alternative satisfaisante pour minimiser le nombre de mesures directes nécessaires. Néanmoins, il est difficile de sélectionner les paramètres des modèles polynomiaux autorégressifs dépendamment de la consistance et la

précision du signal prédit. Une catégorisation doit être faite au niveau de l'ordre des polynômes conformément au patron d'ouverture des aubes directrices. En examinant le Tableau 3.1, on constate que peu importe le profil de démarrage, un modèle d'ordre un [1] ne peut être utilisée pour prédire la contrainte. En raison du fait que le modèle est construit pour inclure, à chaque point, le précédent, dans le vecteur des observations, il ne semble pas suffisant pour extraire toutes les informations contenues dans le vecteur des observations. Une autre observation est que le modèle d'ordre deux [2] peut être utilisé pour prédire le signal de n'importe quelle démarrage de manière satisfaisante aussi bien pour une turbine de type Francis que de type hélice. Il a également été observé que de nombreux modèles avec une erreur RMS en dessous de 22 uS sont obtenus en utilisant un patron complexe de contrôle des aubes directrices. Le démarrage palier à 15% puis 30% [15%-30%] donne environ une erreur RMS de 21 uS et le démarrage palier à 15% puis 40% [15%-40%] donne moins de 20 uS. Une autre observation est que l'ouverture de 40%, qui était l'ouverture maximale au cours de la campagne de mesure, donne une assez bonne constance par rapport aux autres démarrages avec une valeur d'erreur RMS d'environ 27 uS. Se basant sur les trois dernières observations, nous pouvons dire que les démarrages qui sollicitent le plus la structure (démarrage standard de 40%, démarrage palier 15% -30%, démarrage palier 15% -40%) ont donné soit de la meilleure qualité, soit la meilleure constance, dans l'estimation des modèles. Cependant, bien vrai que les modèles retenues prédisent assez correctement le niveau statique des contraintes, le niveau dynamique est moins précisément prédit aussi bien au transitoire qu'au régime permanent. Les Figure 3.11 et Figure 3.13 montrent ces différents niveaux pour les deux types de turbine. L'importance de la mise en exergue de cette différence des amplitudes crêtes réside dans le fait que, lors de l'optimisation, ce sont ces deux amplitudes qu'il sera souhaitable d'égaliser.

CONCLUSION

L'apport principal de cette recherche est d'avoir permis le développement d'une méthodologie pour prédire, à partir de données collectées *in situ* lors d'un démarrage sur des zones facilement accessible d'une turbine hydraulique, le niveau des contraintes sur les aubes à des endroits difficilement accessibles. Le modèle dynamique obtenu a été validé. Il peut être exploité pour simuler d'autres séquences de démarrage aussi bien durant le régime transitoire qu'en marche à vide. Ce dernier point offre donc le potentiel d'une optimisation de la séquence de démarrage minimisant une fonction objective (fonction coût). Dans notre cas, la fonction objective peut traduire un critère de fiabilité (minimiser le niveau des contraintes mécaniques maximales) et un critère de productivité (respecter une durée maximale pour le démarrage).

Note étude a accompli ainsi deux principaux objectifs du projet visant à optimiser le régime transitoire de contraintes au démarrage des turbines hydroélectriques à l'aide de mesures indirectes.

La première partie du mémoire a présenté une étude corrélatrice qui vérifie l'hypothèse de l'existence d'une forte corrélation (exploitable) entre les signaux de la partie fixe qui sont facile d'accès et ceux de la partie tournante juges comme très difficile d'accès. La seconde partie de notre mémoire a présenté une application pratique des techniques de l'identification de systèmes dynamiques linéaires appliquées à notre cas spécifique.

1. En fonction des démarrages, l'étude corrélatrice a permis de conclure positivement sur l'existence d'une corrélation significative, linéaire et exploitable entre les régimes transitoires des signaux des capteurs des déformations sur l'arbre (ex. torsion, flexion, etc.) et le signal de déformation maximal de l'aube;
2. Comme corollaire à cette première conclusion, nous avons pu identifier et valider un système dynamique en ayant recours, aux modèles linéaires. La partie identification a permis de générer et de sonder plusieurs familles de modèles d'ordres arbitraires dans chaque famille. Ces tests montrent que :

- a) Si l'on utilise les signaux empiriques d'un démarrage pour identifier un modèle, avec la déformation en torsion comme entrée et la déformation sur l'aube au *hotspot* comme sortie, le modèle permet de prédire, avec une précision acceptable, le signal de sortie correspondant à ce démarrage. Il y a là un potentiel incontestable à exploiter pour le partenaire industriel car des mesures sur les parties fixes d'une turbine sont très faciles à réaliser par rapport à des mesures sur les parties tournantes. Toutefois, comme tout modèle identifié, avant l'exploitation, il y a nécessité pour calibrer un tel modèle;
 - b) Si l'on utilise les signaux pour un des démarrages pour identifier un modèle; avec la déformation en torsion comme entrée et la déformation sur l'aube comme sortie, l'utilisation en entrée du modèle du signal de torsion d'un démarrage, autre que celui d'identification, permet de prédire le signal de déformation sur l'aube correspondant à ce démarrage.
3. Nous avons démontré qu'un modèle polynômial autorégressif (ARMAX) d'ordre 2 peut être utilisé comme une représentation cohérente et précise du système. L'ordre 2 semble afficher les meilleures performances au niveau de l'erreur RMS de prédiction;
 4. Nous avons constaté que, plus la structure est sollicitée par la séquence d'ouverture des aubes directrices, plus il est facile d'ajuster le modèle et de réduire l'erreur RMS de prédiction;
 5. Finalement, nous avons démontré que tous les modèles donnant des résultats satisfaisants pour la première validation (voir Figure 2.5) donnent aussi des résultats satisfaisants pour la seconde. On peut suggérer donc, dans notre cas spécifique, une sorte d'équivalence (ou de complémentarité) des deux méthodes de validation.

RECOMMANDATIONS

Comme tout projet académique, les contraintes temporelles nous obligent de mettre un terme à notre étude et à y produire un rapport. Nous présentons ci-dessous, quelques recommandations dictées par notre expérience et qui, nous le croyons, peuvent susciter un intérêt scientifique pour la poursuite des travaux de recherche.

Comme constater dans notre étude, il est impératif de filtrer le bruit à variation brusque en raison du fait que cela augmente la fidélité avec laquelle le modèle identifié représente le système. À ce niveau de l'étude, le modèle identifié est spécifique pour chaque type de roue. Il est donc recommandé de se limiter à employer le modèle pour prédire strictement les signaux de la roue instrumentée.

En ce qui concerne la sortie du modèle, même si le niveau statique (régime stationnaire) de la contrainte est assez bien prédit, le niveau prédit pour le comportement dynamique (régime transitoire) est sensiblement moins précis que le niveau mesuré réduisant ainsi la conformité entre la mesure et la prédiction pour le niveau dynamique. Par conséquent, des améliorations sont souhaitables, et même nécessaire, pour exploiter pleinement le potentiel de cette approche.

Nous sommes conscients que nous avons accomplie une tâche spécifique et non un objectif final; de ce fait, il reste du travail à accomplir. Les recherches futures devraient étudier si l'utilisation des modèles à entrées multiples et à sorties uniques/multiples (MISO/MIMO) ou l'utilisation des modèles Espace-État ou des modèles à paramètres distribués peut augmenter la conformité du signal prédit au signal mesuré.

En plus du signal de torsion, l'utilisation du profil d'ouverture des directrices, de la hauteur de chute et des caractéristiques géométriques des turbines comme entrées pourrait apporter un surplus d'information améliorant la prédiction du niveau dynamique des contraintes. Les modèles espace-état (modèles mathématiques dont les éléments sont liés par des équations

différentielles du premier ordre) et les modèles à paramètres distribués (espace-état de dimension infinie) fournissent un moyen pratique et compact pour modéliser et analyser les systèmes avec plusieurs entrées et sorties.

Ce travail accompli constitue l'étape initiale d'une série d'étapes devant mener vers une modélisation de plus en plus réaliste du système dynamique. Nous espérons qu'il puisse être un inspirant point de départ pour les projets futurs ayant pour objectif de modéliser un comportement dynamique à l'aide de mesures indirectes aussi bien au démarrage qu'à l'arrêt de turbines hydrauliques.

ANNEXE I

RÉSULTATS DES SIMULATIONS DE MODÈLES ARMAX D'ORDRE 2 POUR UNE TURBINE DE TYPE HÉLICE

Cette Annexe présente l'ensemble des simulations effectuées sur les modèles ARMAX avec des polynômes d'ordre 2. Les différents modèles ont été identifiés avec les signaux des sept (7) profils de démarrage d'une turbine de type hélice, et à chaque fois, la première et la seconde validation décrites à la *Figure 2.5 Procédure d'identification, de simulation et de validation* a été appliquée. Cette démarche a permis de démontrer que tous les modèles à polynômes d'ordre 2 donnent des résultats acceptables et que les signaux de n'importe quel démarrage peuvent être utilisés pour la procédure d'optimisation.

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage palier à 15% puis 30% d'ouverture
Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-40%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%

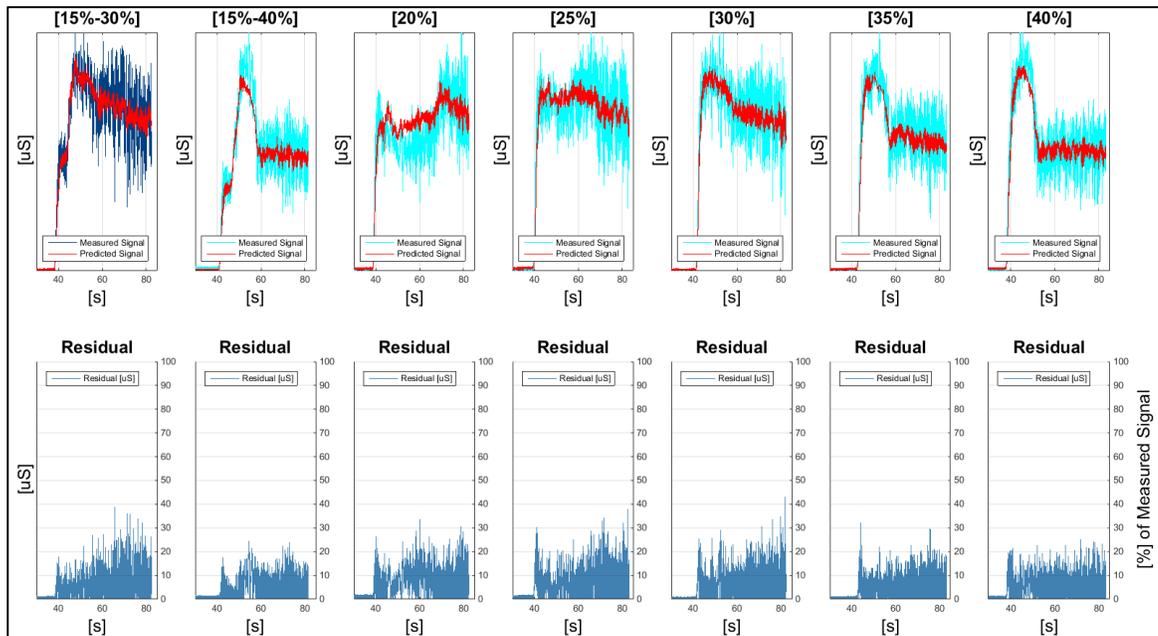


Figure-A I-1 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 15%-30%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage palier à 15% puis 40% d'ouverture
Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%

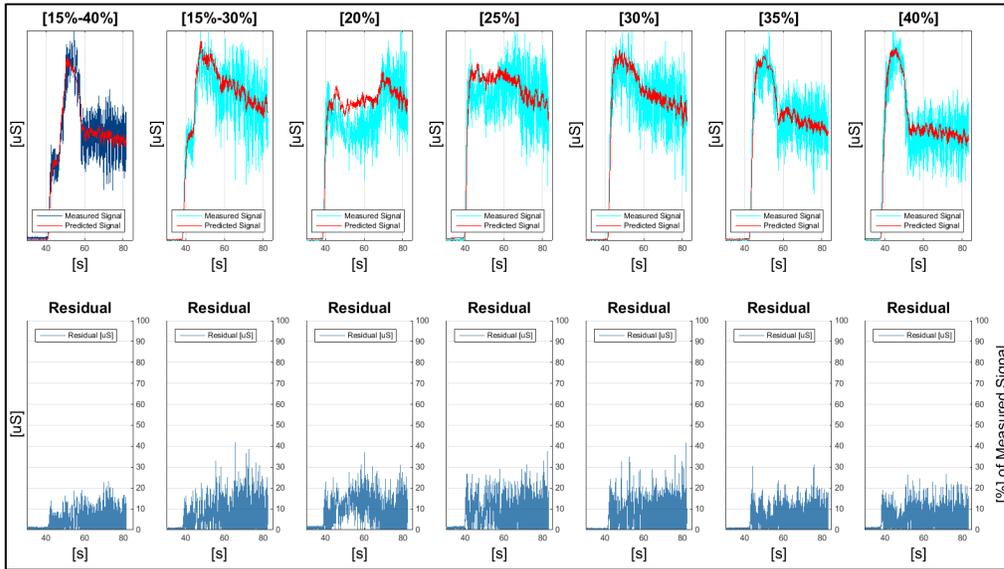


Figure-A I-2 Signaux ARMAX, ordre 2 identifié avec le démarrage à 15%-40%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 20% d'ouverture
Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 15%-40%, 25%, 30%, 35%, 40%

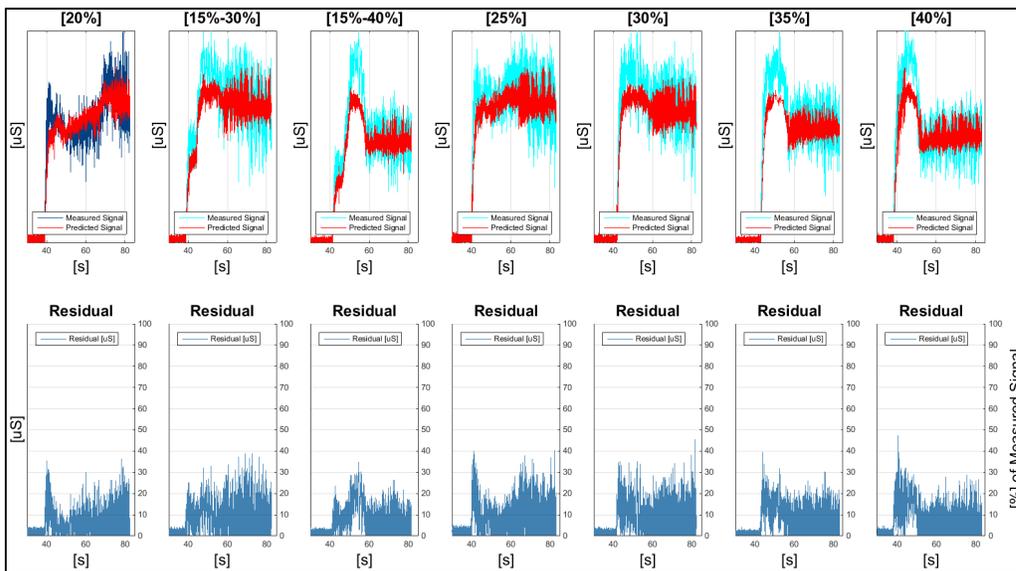


Figure-A I-3 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 20%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 25% d'ouverture

Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 15%-40%, 20%, 30%, 35%, 40%

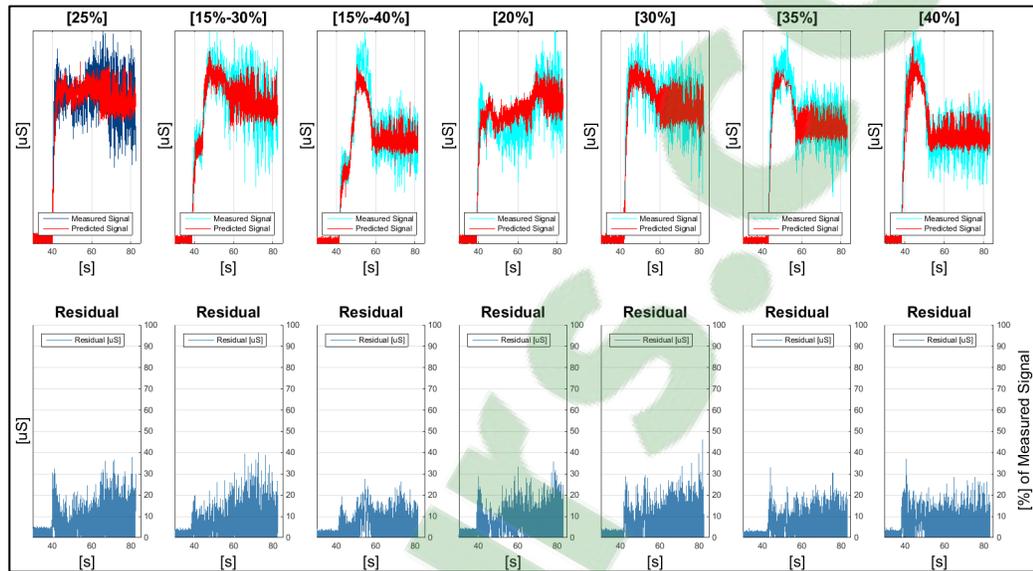


Figure-A I-4 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 25%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 30% d'ouverture

Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 15%-40%, 20%, 25%, 35%, 40%

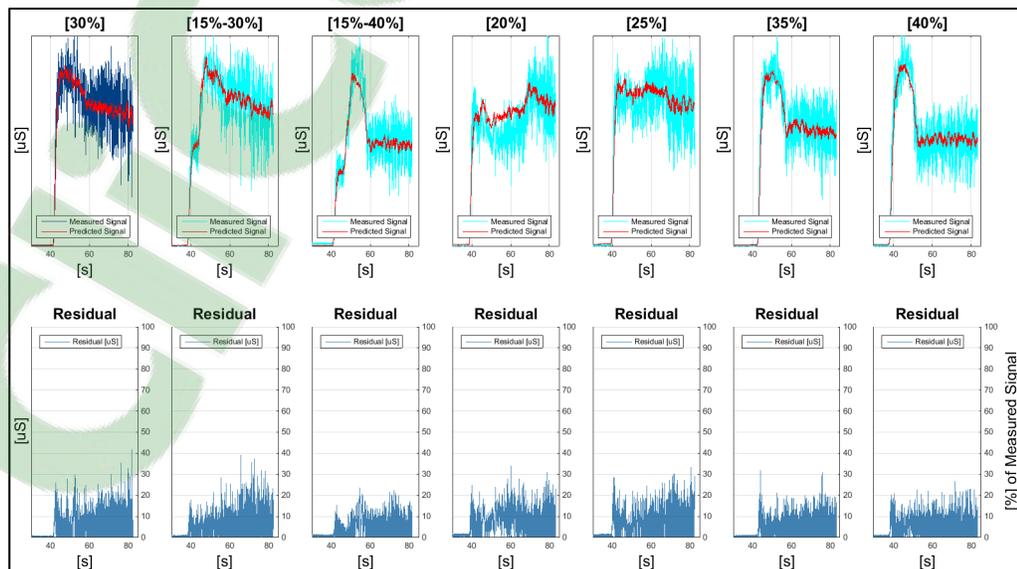


Figure-A I-5 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 30%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 35% d'ouverture

Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 15%-40%, 20%, 25%, 30%, 40%

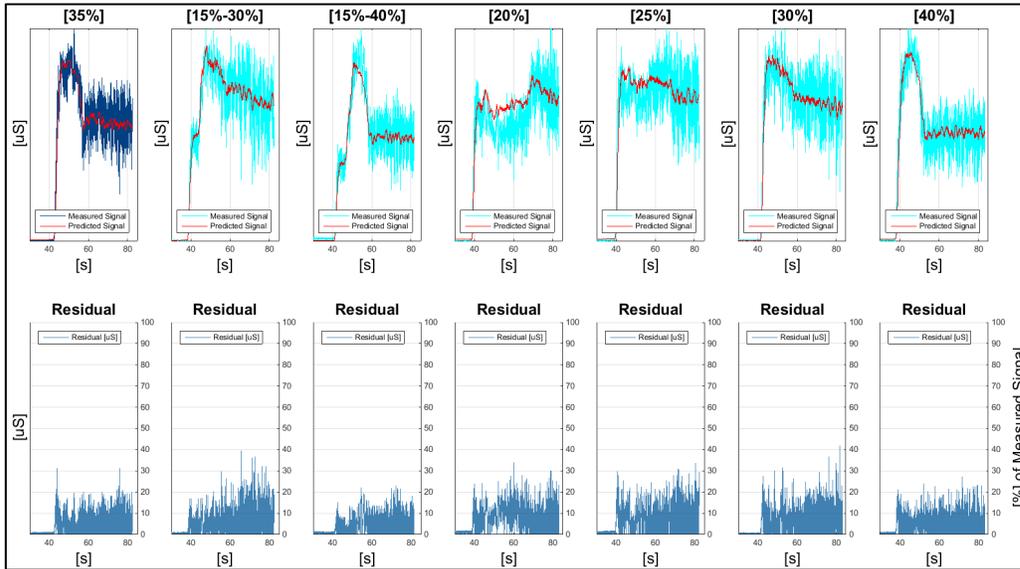


Figure-A I-6 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 35%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 40% d'ouverture

Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages 15%-30%, 15%-40%, 20%, 25%, 30%, 35%

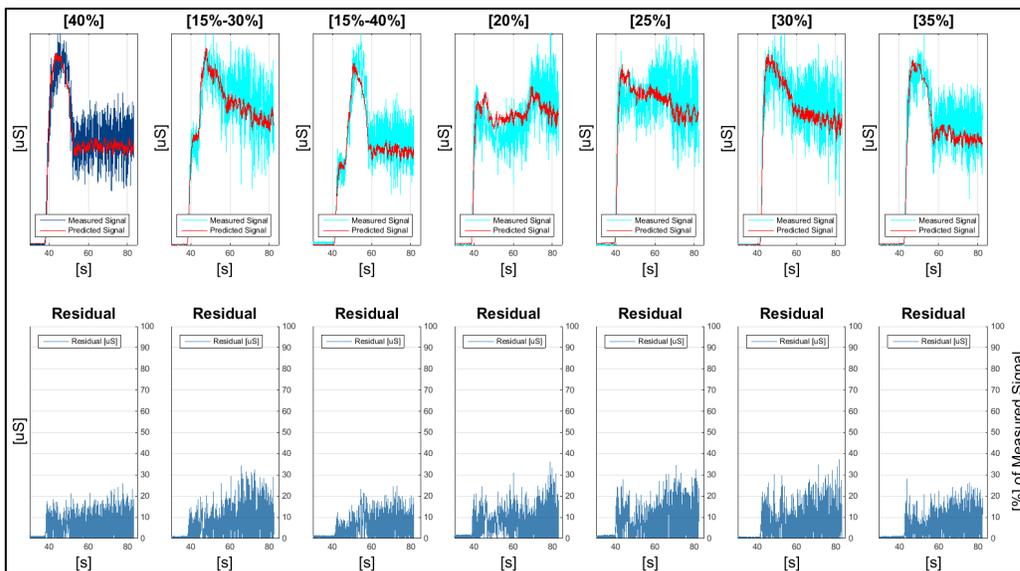


Figure-A I-7 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 40%

ANNEXE II

RÉSULTATS DES SIMULATIONS DE MODÈLES ARMAX D'ORDRE 2 POUR UNE TURBINE DE TYPE FRANCIS

Cette Annexe présente toutes les simulations effectuées sur les modèles ARMAX avec des polynômes d'ordre 2. Les différents modèles ont été identifiés avec les signaux des trois (3) profils de démarrage retenus d'une turbine de type Francis et à chaque fois la première et la seconde validation décrites à la *Figure 2.5 Procédure d'identification, de simulation et de validation* a été appliquée. Ceci a permis de démontrer que tous les modèles à polynômes d'ordre 2 donnent des résultats acceptables et que les signaux de n'importe quel démarrage peuvent être employés pour la procédure d'optimisation peu importe le type de turbine (Francis ou hélice).

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 15% d'ouverture

Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages à 20% et 30% d'ouverture

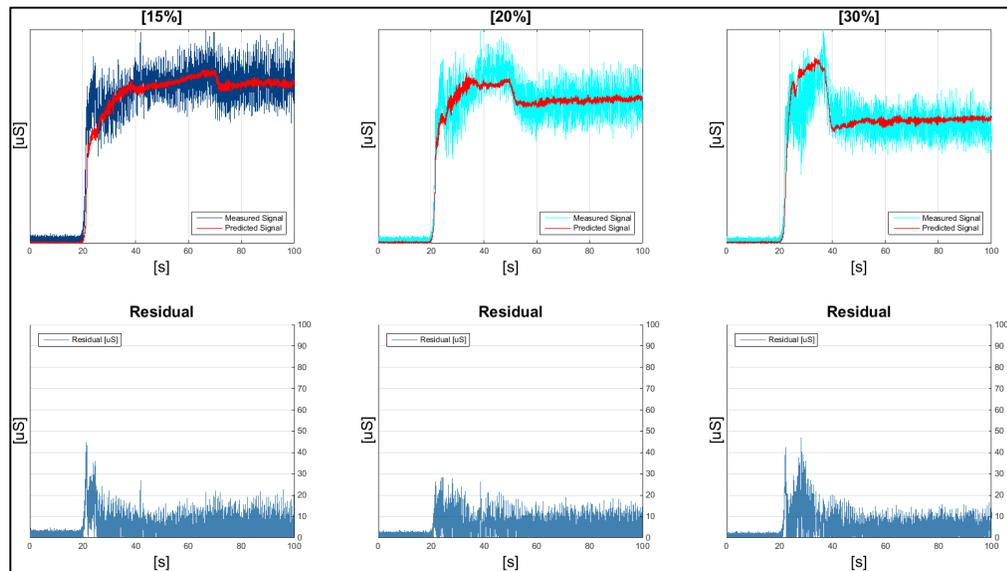


Figure-A II-1 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 15%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 20% d'ouverture
Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages à 15% et 30% d'ouverture

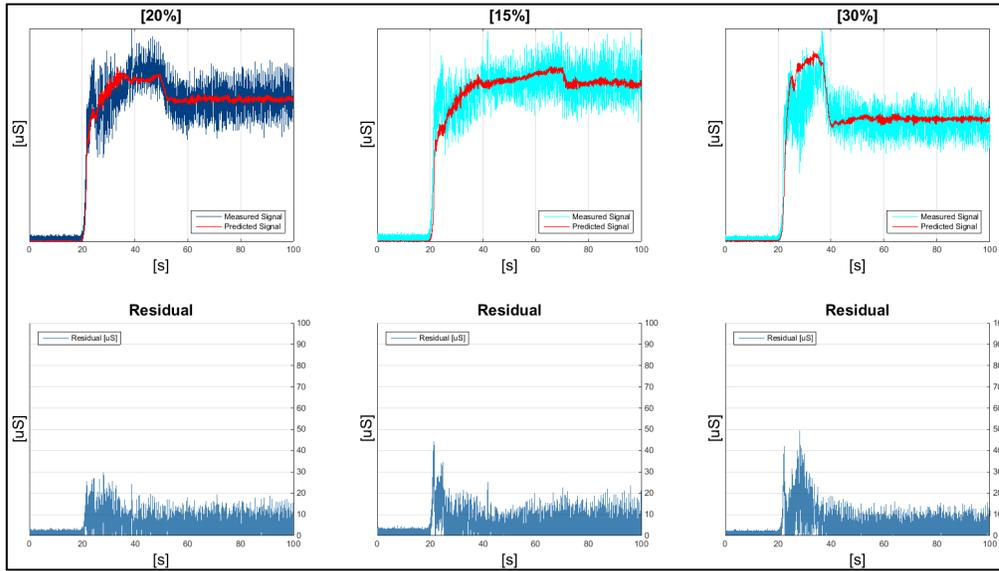


Figure-A II-2 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 20%

Signaux d'identification : (Torsion-Jauge) Démarrage à 30% d'ouverture
Signaux de simulation : (Torsion) Démarrages à 15% et 20% d'ouverture

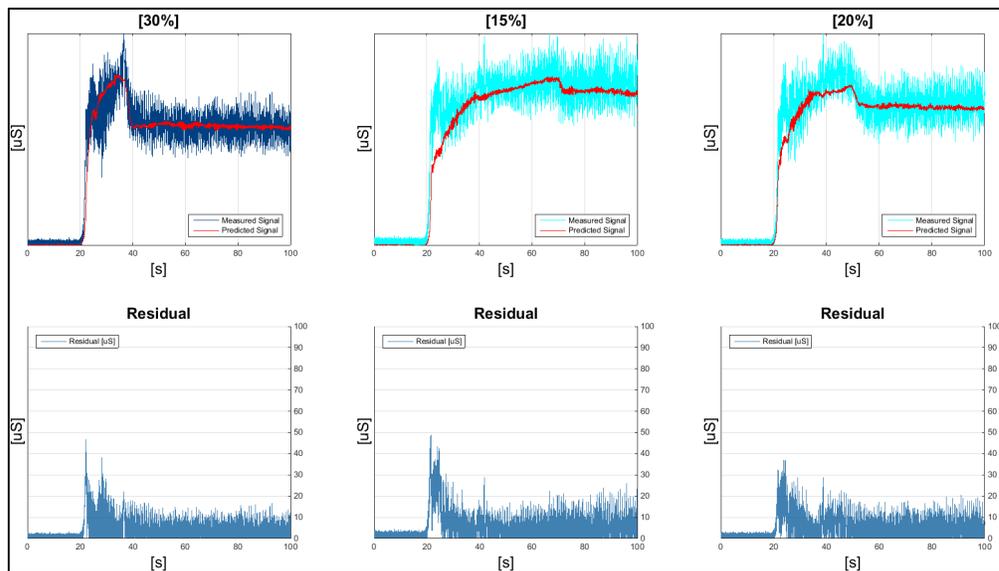


Figure-A II-3 Signaux ARMAX, ordre 2, identifié avec le démarrage à 30%

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abo-Hammour, Zaer, Othman Alsmadi et Adnan Al-Smadi. 2010. «A Novel Technique for ARMA Modelling with Order and Parameter Estimation Using Genetic Algorithms». *Networked digital technologies: Information and data management*, vol 88, n°0, p. 564–576.
- Akaike, Hirotugu. 1969. «Fitting autoregressive models for prediction». *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, vol 21, n°1, p. 243–247.
- Akaike, Hirotugu. 1970. «Statistical Predictor Identification». *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, vol 22, n°1, p. 203–217.
- Al-Smadi, Adnan et Awad Al-Zaben. 2005. «ARMA Model Order Determination Using Edge Detection: A New Perspective». *Circuit Systems Signal Processing*, vol 24, n°6, p.723–732.
- Bedendo, Andre, Manuel Reibold et Airam Sausen. 2014. «Evaluation of Model ARX for Elastic Masses MEMS Using the Indexes RMSE, AIC, and BIC ». *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol 25, n°2, p 195-205.
- Borg, Ingwer et Patrick Groenen. 2005.«*Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications*», 2nd ed. Statistics for Social Science and Public Policy. New York: Springer-Verlag. p. 207–212.
- Boudouresque, Charles-François. 1971. «Méthode d'étude qualitative et quantitative du benthos». *Tethys* 3, n°1, p. 79-104.
- Briggs, Basil, Robert Vincent. 1992. «Spaced-Antenna Analysis in the Frequency Domain». *Radio Science*, vol. 27, n°2, p. 117-129.
- Broersen, Petrus. 2006. *Automatic Autocorrelation and Spectral Analysis*. 1st ed. London : Springer-Verlag, 298p
- Chakrabarti, Soumen, Martin Ester, Usama Fayyad, Johannes Gehrke, Jiawei Han, Shinichi Morishita, Gregory Piatetsky-Shapiro et Wei Wang. 2006. «Data Mining Curriculum:

A Proposal». In *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. (Philadelphia, 2006), p. 20-23. New York (NY): SIGKDD Explorations.

Commission Électrotechnique Internationale. 2012. Guide pour la spécification des systèmes de régulation des turbines hydrauliques, 2^e éd. Norme internationale, IEC 61362. Geneva, Switzerland : IEC, 66 p.

Coutu, Andre, Martin Gagnon et Christine Monette. 2007. «Life Assessment of Francis Runners Using Strain Gauge Site Measurements» In *Waterpower XV (Chattanooga, Tennessee, USA)*

Cunningham, Bryan et Paul McAfee. 2010 « Interbody Fusion in the Lumbar Spine: Linear Regression and Correlation Analysis of Biomechanical Stiffness vs. Trabecular Bone Area ». *Spine Journal*, vol 10, n°9, p 57-58.

Dagnelie, Pierre. 1982. «Diversité et unité de la statistique». *Journal de la société statistique de Paris*, vol. 123, n°2, p. 86-92.

Davenport, Alan. 1963. *The Relationship of Wind Structure to Wind Loading*, National Physical Laboratory, 51 p.

Deaconu, Alexandrina et Valentin Bichir. 2013. «Using the Linear Simple Regression Model for the Analysis of the Correlation on the Informational Basis of Economic Indicators». *Metalurgia International*, vol 18, n°2, p 226-229.

Fabrigar, Leandre; Duane Wegener. Robert MacCallum et Erin Strahan. 1999. «Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research». *Psychological Methods*, vol. 4, n°3, p. 272–299.

Finch, John et Stephen West. 1997. «The Investigation of Personality Structure: Statistical Models». *Journal of Research in Personality*, vol 31, n°4, p.439-485.

Gagnon, Martin, Antoine. Tahan, Philippe Bocher et Denis Thibault. 2010. « Impact of Startup Scheme on Francis Runner Life Expectancy ». *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 12, no 1, p. 012107

- Gagnon, Martin, Antoine Tahan, Philippe Bocher et Denis Thibault. 2013. « A Probabilistic Model for the Onset of High Cycle Fatigue (HCF) Crack Propagation: Application to Hydroelectric Turbine Runner ». *International Journal of Fatigue*, vol. 47, n°0, p. 300- 307.
- Gagnon, M., N. Jobidon, M. Lawrence et D. Larouche. 2014. «Optimization of Turbine Startup: Some Experimental Results from a Propeller Runner». *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 22, n° 3, p. 032022
- Gauthy-Sinéchal, Martine et Marc Vandercammen. 2010. *Études de marchés : méthodes et outils*, 3^e éd. Bruxelles : de Boeck Supérieur, 464 p.
- Goring, Derek, et Vladimir Nikora. 2002. «Despiking Acoustic Doppler Velocimeter Data». *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 128, n° 1, p. 117–126.
- Gummer, John et Siegbert Etter. 2008. «Cracking of Francis Runners During Transient Operation». *International journal on hydropower and dams*, vol 15, n°4, p. 81-85.
- Hannan, Edward, 1980. «The Estimation of the Order of an ARMA Process». *The Annals of Statistics*, vol 8, n°5, p. 1071–1081
- Härdle, Wolfgang et Léopold Simar. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis: Canonical Correlation Analysis*, 2nd ed. Springer. 458p
- Kelm Engineering. 2012. «Kelm Engineering, LLC : Turning theory into practical solutions». In *Le site de Kelm Engineering*. En ligne. < <http://www.kelmengineering.com/torque.html> >. Consulté le 12 mars 2016.
- Knapp, Thomas, 1978. «Canonical Correlation Analysis: A General Parametric Significance-Testing System». *Psychological Bulletin*, vol 85, n°2, p 410-416.
- Lalanne, Christophe, Sébastien Georges et Christophe Pallier. 2005. «Statistiques appliquées à l'expérimentation en sciences humaines». En ligne. 133 p. http://www.aliquote.org/cours/2004_cim/CS-SDI.pdf. Consulté le 24 décembre 2015.
- Li, Xiuzhen et Shengwei Li. 2011. « Distance Discriminant Analysis Method for Stability Prediction of Rock Slope in Hydropower Engineering Regions». In *2011 Second*

International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering.
(Hohhot, July 15-17 2011), p. 3068-3071. Piscataway (NJ): IEEE.

Liang, G., Wilkes, D.M. et Cadzow, J.A. 1993. «ARMA Model Order Estimation Based on the Eigenvalues of the Covariance Matrix». *IEEE Trans on Signal Processing*, vol 41, n°10, p. 3003–3009.

Liu, Xin, Yongyao Luo et Zhengwei Wang. 2016. «A Review on Fatigue Damage Mechanism in Hydro Turbines». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol 54, n°0, p. 1-14.

Ljung, Lennart. 1999. *System Identification : Theory for the User*, 2^e éd. Prentice-Hall information and system sciences series. (NJ): Prentice-Hall, 609 p.

Louangrath, Paul. 2014. «Correlation Coefficient According to Data Classification». En ligne. 28 p. <file:///C:/Users/am20690/Downloads/SSRN-id2417910.pdf>. Consulté le 24 décembre 2015.

Melot, Matthieu, Christine Monette, André Coutu et Bernd Nenneman. 2013. «Speed-No-Load Operating Condition: A New Standard Francis Runner Design Procedure to Predict Static Stresses». In *Hydro 2013*. (Innsbruck, Austria, Oct. 7–9 2013)

Mori, Nobuhito, Takuma Suzuki et Shohachi Kakuno. 2007. «Noise of Acoustic Doppler Velocimeter Data in Bubbly Flow». *Journal of Engineering Mechanics, American Society of Civil Engineers*, vol 133, n°1, p. 122-125.

Nakache, Jean-Pierre et Josiane Confais. 2003. *Statistique explicative appliquée*, 1^e éd. Paris : Éditions Technip, 282 p.

Naudascher, Eduard et Donald Rockwell. 2005. *Flow-Induced Vibrations: An Engineering Guide*, 2^e éd. Mineola (NY): Dover Publications, 432 p.

Norris, Megan et Luc Lecavalier. 2010. «Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Developmental Disability Psychological Research». *Journal of Autism and Developmental Disorders*, vol. 40, n°1, p. 8–20.

- Preedy, Victor et Ronald Watson. 2010. *Handbook of Disease Burdens and Quality of Life Measures*, 1st ed. King's College London, UK. New York: Springer. 447 p.
- Rioux, Michel. 2014. ANAVAR à 1 facteur. [Notes du cours SYS861 Sujets spéciaux Planification et analyse statistique d'expériences]. Montréal : École de Technologie Supérieure.
- Rissanen, Jorma, 1978. «Modeling by shortest data description». *Automatica, Journal of IFAC*, vol 14, n°5, p. 465–471.
- Saporta, Gilbert. 2006. *Probabilités, Analyse des données et Statistiques*, 2^e éd. Paris : Éditions Technip, 622 p
- Tukey, John. 1980. «We need both exploratory and confirmatory». *The American Statistician*, vol 34, n°1, p. 23-25.
- Wahl, Tony. 2003. « Discussion of “Despiking acoustic Doppler Velocimeter Data”». *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 129, n°6, p. 484–488.
- Waters, Janet. [s.d.]. Capilano University. En ligne. <<https://www.capilanou.ca/psychology/student-resources/research-guidelines/Correlational-Research-Guidelines/>> Consulté le 23 décembre 2015.
- Zhang, Chengcheng et Fei Wang. 2010 «Research on Correlation Analysis between Test Score and Classroom Attendance Based on Linear Regression Model». *International Conference on Industrial Mechatronics and Automation*, vol 1, p 545-548.

