

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Ibn Khaldoun de Tiaret

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Mécanique



MÉMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du diplôme de master

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electromécanique

Option : Maintenance Industrielle

Thème

ESTIMATION ET DIAGNOSTIC DES FORCES POUR UN CONVERTISSEUR D'ENERGIE HOULOMOTRICE A FLOTTEUR PONCTUEL

Préparé par :

HECHELEF mohamed et ABBAD benchrif

Soutenu publiquement le : 21/ 06 / 2025, devant le jury composé de :

| | | |
|------------------------------|------------------------------------------------|--------------|
| M. Mohamed Bey | Maître de Conférences "A" (Univ. Ibn Khaldoun) | Président |
| M. Karim Negadi | Professeur (Univ. Ibn Khaldoun) | Encadreur |
| M. Guemmour Mohamed Boutkhil | Maître de Conférences "B" (Univ. Ibn Khaldoun) | Co-Encadreur |
| M. Rabeh Araria | Maître de Conférences "B" (Univ. Ibn Khaldoun) | Examineur |
| M. Aicha Asri | Maître de Conférences "B" (Univ. Ibn Khaldoun) | Examineur |

Année universitaire : 2024 - 2025

REMERCIEMENTS

En premier lieu, nous tenons à remercier Allah le tout puissant, notre créateur qui nous a donné la force pour accomplir ce modeste travail.

Ce présent mémoire de fin d'étude, n'aurait pu avoir le jour sans contribution de nombreuses personnes, dont nous faisons aujourd'hui un plaisir et un devoir de les remercier. Avant tout, nous tenons à remercier messieurs les membres du jury pour leurs collaborations durant l'examen de ce travail et leurs participations à la soutenance.

*Nous adressons tout particulièrement notre reconnaissance à notre encadreur **Mr : KARIM NEGADI** et **GUEMMOUR MOHAMED BOUTKHIL** pour l'encadrement de cette thèse, pour ses conseils et son aide. Sans oublier les enseignants du département génie mécanique. Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce présent mémoire, trouvent ici l'expression de notre profondes gratitude et respect*

DEDICAS

À nos chers parents, pour leur dévouement, leur amour, leur compréhension, leurs sacrifices, leur tendresse, leurs prières et leur patience.

Nos chers frères et sœurs, pour leur soutien tout au long de nos études.

Nos amis : ilias khial. Belbia Mohamed Sadek. Mhamdi rabie. Zoragh anis. Adel mermit. Hechelef moutaz. Alaa dine. Dalia sidahmad Mohamed. Belkacem hattab. Sofian anine. Saïd henia. Kahlaoi said. Amin houar souli Marouane Noureddine zrakni, bahmane Abdelkader. dahman abdelkader. Omar bogira. Pour leur amitié et les bons moments passés ensemble.

À tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de cet ouvrage.

Tables des métiers

| | |
|----------------------------|-----|
| REMERCIEMENTS..... | I |
| DEDICAS | II |
| LISTE DES FIGURES | VII |
| LISTES DES TABLEAUX..... | IX |
| INTRODUCTION GENERALE..... | 1 |

CHAPITRE 1 : SYSTEME A ENERGIE HOULOMOTRICE

| | |
|--------------------------------------------------------------------------|----|
| 1.1 INTRODUCTION..... | 2 |
| 1.2 PRODUCTION DU L'ENERGIE A PARTIR DE LA HOULE | 2 |
| 1.3 DEFINITION | 3 |
| 1.3.1 ZONES A POTENTIEL HOULOMOTEUR | 3 |
| 1.3.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT | 4 |
| 1.3.2.1 CAPTURE DE L'ENERGIE MECANIQUE DES VAGUES..... | 4 |
| 1.3.2.2 CONVERSION MECANIQUE INTERMEDIAIRE | 4 |
| 1.3.2.3 CONVERSION ELECTRIQUE..... | 5 |
| 1.3.3 CLASSIFICATION DES SYSTEMES HOULOMOTEURS..... | 5 |
| 1.3.3.1 COLONNES D'EAU OSCILLANTES (OSCILLATING WATER COLUMNS – OWC).... | 6 |
| 1.3.3.2 FLOTTEURS PONCTUELS (POINT ABSORBERS)..... | 6 |
| 1.3.3.3 SYSTEME A PLAQUE OSCILLANTE (OSCILLATING SURGE CONVERTERS).... | 7 |
| 1.3.3.4 CONVERTISSEURS A SURVERSE (OVERTOPPING DEVICES)..... | 7 |
| 1.4 MODES DE DEFAILLANCE DES SYSTEMES HOULOMOTEUR..... | 8 |
| 1.5 CONCLUSION | 10 |

CHAPITRE 2 : CLASIFICACION DES OBSERVATEURS ET DES ESTIMATEURS

| | |
|-----------------------------------------------------------|----|
| 2.1 INTRODUCTION..... | 11 |
| 2.2 CLASSIFICATION LES OBSERVATEURS DES ESTIMATEURS | 11 |
| 2.3 PRESENTATION DES OBSERVATEURS | 12 |
| 2.3.1 GENERALITES | 12 |
| 2.3.2 CLASSIFICATION DES OBSERVATEURS | 14 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.3.2.1 LES OBSERVATEURS DETERMINISTES..... | 14 |
| 2.3.2.2 LES OBSERVATEURS STOCHASTIQUES..... | 14 |
| 2.3.2.3 LES OBSERVATEURS LINEAIRES..... | 14 |
| 2.3.2.4 LES OBSERVATEURS NON LINEAIRES..... | 14 |
| 2.4 PRESENTATION DE LA METHODE DES MOINDRES CARRES | 15 |
| 2.5 ESTIMATEURS | 16 |
| 2.6 BRUIT | 17 |
| 2.6.1 BRUIT D'ETAT..... | 17 |
| 2.6.2 BRUIT DE MESURE..... | 18 |
| 2.7 LES FILTRES | 19 |
| 2.7.1 LA NOTION DE FILTRAGE | 19 |
| 2.7.2 LES CLASSES DES FILTRES..... | 20 |
| 2.7.3 HISTOIRE DU FILTRE DE KALMAN | 20 |
| 2.7.3.1 EXPRESSION DE LA MATRICE DE COVARIANCE P(K/K)..... | 23 |
| 2.7.3.2 EXPRESSION DU GAIN K(K)..... | 24 |
| 2.7.4 PROCESSUS CONTINUS A UNE OBSERVATION DISCRETE | 28 |
| 2.7.4.1 SYSTEME NON LINEAIRE..... | 29 |
| 2.7.4.2 SYSTEME A PARAMETRES INCONNUS..... | 29 |
| 1.6.4.3 QUELQUES CAUSES DE DIVERGENCE PRATIQUE DU FILTRE DE« KALMAN »... | 30 |
| 1.7 CONCLUSION | 30 |
| CHAPITRE 3 : SIMULATION DE L'ESTIMATEUR DE FORCE DU POINT ABSORBEUR | |
| 3.1 INTRODUCTION..... | 32 |
| 3.2 MODELISATION DES FORCES HYDRODYNAMIQUES SUR LE FLOTTEUR (COTESIMULATION) | 32 |
| 3.2.1 FORCES HYDRODYNAMIQUES AGISSANT SUR UN FLOTTEUR..... | 32 |
| 3.2.2 ÉQUATION DU MOUVEMENT | 33 |
| 3.2.3 MODELE FREQUENTIEL ET COEFFICIENTS HYDRODYNAMIQUES DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL | 34 |
| 3.2.4 HYPOTHESES POUR UN FLOTTEUR PONCTUEL..... | 34 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.3 MODELE DU CONVERTISSEUR D'ENERGIE ET DE SON SYSTEME DE CONTROLE... | 35 |
| 3.3.1 COMPOSANTS DU SYSTEME DE CONVERSION D'ENERGIE..... | 35 |
| 3.3.2 MODELISATION DE LA FORCE DU PTO | 35 |
| 3.3.3 STRATEGIES DE CONTROLE DU PTO..... | 35 |
| 3.3.4 INTEGRATION DANS LE MODELE DYNAMIQUE GLOBAL..... | 36 |
| 3.3.4.1 NECESSAIRE POUR L'ANALYSE FREQUENTIELLE OU TEMPORELLE..... | 36 |
| 3.4 LA CONCEPTION DE FILTRE DE KALMAN POUR L'ESTIMATION DE LA FORCE D'EXCITATION D'UN POINTE ABSORBEUR | 37 |
| 3.5 SIMULATION DE L'ESTIMATEUR EN BOUCLE OUVERTE..... | 39 |
| 3.5.1 CONDITIONS INITIALES..... | 39 |
| 3.5.2 RESULTATS..... | 39 |
| 3.5.3 ÉTUDE DE ROBUSTESSE | 39 |
| 3.6 INTEGRATION DE L'ESTIMATEUR DANS LA CHAINE DE CONVERSION | 40 |
| 3.6.1 DESCRIPTION DE LA CHAINE COMPLETE..... | 40 |
| 3.6.2 RESULTATS DE SIMULATION | 40 |
| 3.6.2.1 SIMULATION A PROFIL DE VAGUE REGULIERE..... | 41 |
| 3.6.3 INTERPRETATION DES RESULTATS..... | 41 |
| 3.6.3.1 SIMULATION A PROFIL DE VAGUE IRREGULIERE..... | 45 |
| 3.6.4 INTERPRETATION DES RESULTATS..... | 48 |
| 3.6.3 DISCUSSION..... | 48 |
| 3.7 CONCLUSION..... | 49 |
| CONCLUSION GENERALE | 50 |

Liste des figures

Chapitre 1

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 1.1 : les principes de conversion hydromécanique et mécano-électrique | 04 |
| Figure 1.2 : Circuit hydraulique typique pour WEC..... | 05 |
| Figure 1.3 : Schéma de principe du système à colonne d'eau oscillante (OWC)..... | 06 |
| Figure 1.4 : structure WEC à flotteur ponctuel..... | 07 |
| Figure 1.5 : Schéma de fonctionnement et de production d'énergie d'un OWSC | 07 |
| Figure 1.6 : Principe du WEC par convertisseurs à surverse | 08 |

Chapitre 2

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 2.1 : Schéma unifié des observateurs et estimateurs..... | 12 |
| Figure 2.2 : Diagrammes fonctionnels de l'estimateur d'état : (a) Estimateur E-EKF ; (b) Estimateur M-EKF | 13 |
| Figure 2.3 : Estimation par la méthode des moindres carrée | 16 |
| Figure 2.4 : Schéma fonctionnel d'un observateur d'état | 17 |
| Figure 2.5 : Diagramme caractérise les étapes du filtre | 19 |
| Figure 2.6 : Les différents cas de problème d'estimation | 22 |
| Figure 2.7 : Une image complète de l'opération du filtre « KALMAN »..... | 26 |

Chapitre 3

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 3.1 : La conversion de l'énergie des vagues par un absorber ponctuel repose sur des éléments hydrodynamiques..... | 37 |
| Figure 3.2 Erreur entre la force d'excitation mesure et estime..... | 39 |
| Figure 3.3 : Schéma du système WEC à absorber ponctuel..... | 40 |
| Figure 3.4 :Bloc de simulation du point absorber isole..... | 41 |
| Figure 3.5 Bloc de simulation du point absorber connecte aux réseaux | 41 |
| Figure 3.6 : Force hydrodynamique estimée par le filtre de Kalman | 42 |
| Figure 3.7 : Profil régulier de vague appliqué | 42 |
| Figure 3.8 : Tensions triphasées en sortie du générateur durant un fonctionnement normal en mer.. | 43 |

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 3.9 : Zoom de tensions délivrées par le générateur..... | 43 |
| Figure 3.10 : Courants triphasés en sortie du générateur durant un fonctionnement normal en mer | 43 |
| Figure 3.11 :Zoom de courants délivrés par le générateur..... | 43 |
| Figure 3.12 :Variation de la vitesse du générateur | 44 |
| Figure 3.13 : La puissance électrique générée par le générateur | 44 |
| Figure 3.14 :La puissance mécanique développée par le générateur | 44 |
| Figure 3.15 :Tensions triphasées du réseau | 44 |
| Figure 3.16 :Zoom de tensions : Permet d'analyser les harmoniques éventuelles et la stabilité des signaux. | 45 |
| Figure 3.17 :Courants triphasés injectés dans le réseau : Illustre la synchronisation des courants avec les tensions..... | 45 |
| Figure 3.18 :Zoom de courants Vérifie la propreté et la continuité des signaux injectés..... | 45 |
| Figure 3.19 :Profil irrégulier de vague appliquée..... | 46 |
| Figure 3.20 :Variation de la puissance mécanique en présence de vague aléatoire | 46 |
| Figure 3.21 :La puissance électrique fournie par le générateur dans le cas de profil de vague irrégulier | 46 |
| Figure 3.22 :La puissance mécanique développée par le générateur dans le cas de profil de vague irrégulier | 46 |
| Figure 3.23 :Tensions triphasées en sortie du générateur durant un fonctionnement en mer pour une vague aléatoire | 47 |
| Figure 3.24 : Zoom de tensions délivrées par le générateur dans le cas de vague aléatoire appliquée..... | 47 |
| Figure 3.25 :Courants triphasés en sortie du générateur durant un fonctionnement en mer pour une vague aléatoire..... | 47 |
| Figure 3.26 : Zoom de courants délivrés par le générateur dans le cas de vague aléatoire appliquée | 48 |
| Figure 3.27 :Tensions triphasées du réseau, Les tensions conservent leur forme malgré les variations de houle. | 48 |
| Figure 3.28 :Zoom de tensions Analyse fine de la stabilité des tensions produites..... | 48 |
| Figure 3.29 :Courants triphasés injectés dans le réseau : Montre la stabilité du courant en conditions marines réalistes..... | 48 |
| Figure 3.30 :Zoom de courants Vérifie la qualité des signaux injectés lors de la simulation complète | 49 |

Listes des tableaux

Chapitre 1

| | |
|----------------------------------------------------------------------------|----|
| Tableau 1.1: Modes de défaillances à caractère hydrodynamique | 08 |
| Tableau 1.2: Modes de défaillances à caractère mécanique | 09 |
| Tableau 1.3: Modes de défaillances à caractère électrique | 09 |

Chapitre 2

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tableau 2.4 : Ensemble des équations de l'opération du filtre « KALMAN » continue et observation discrète..... | 29 |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie houlomotrice représente l'une des sources d'énergie renouvelable les plus prometteuses grâce à son abondance, sa régularité et son intégration naturelle dans les environnements marins. Parmi les technologies adoptées pour sa conversion, le convertisseur basé sur un flotteur ponctuel se distingue par sa simplicité mécanique et son efficacité dans la transformation de l'énergie des vagues en électricité. Toutefois, la performance optimale de ce système dépend fortement de la capacité à modéliser avec précision les forces hydrodynamiques qui s'exercent sur lui, ainsi que de la surveillance continue de son comportement en milieu marin.

Dans ce contexte, la difficulté d'accéder à des mesures directes de certaines grandeurs, comme la force d'excitation, et la nécessité de détecter rapidement toute défaillance ou anomalie fonctionnelle soulèvent une problématique centrale : comment développer un modèle d'estimation et de diagnostic permettant de suivre les forces dynamiques agissant sur le flotteur ponctuel, à partir de données mesurables telles que la position et la vitesse, tout en assurant précision et réactivité en temps réel ?

Ce mémoire vise à concevoir un système intégré combinant modélisation physique des forces hydrodynamiques, estimation basée sur le filtre de Kalman, et outils de diagnostic pour la surveillance de performance. Un modèle mathématique a d'abord été élaboré en tenant compte des effets de diffraction, de radiation, de flottabilité et de frottement. Ensuite, une stratégie d'estimation fondée sur les données des capteurs a été mise en place afin de reconstruire la force d'excitation en temps réel. Des techniques de diagnostic ont également été intégrées dans le système pour renforcer sa fiabilité et anticiper les comportements anormaux.

Le travail est structuré en trois chapitres complémentaires. Le premier présente les fondements des systèmes à énergie houlomotrice, avec un accent sur les convertisseurs à flotteur ponctuel, leurs principes de fonctionnement, leurs classifications, ainsi que les types de défaillances rencontrées en environnement marin. Le deuxième chapitre est consacré aux méthodes d'estimation dans les systèmes dynamiques, notamment le filtre de Kalman et la méthode des moindres carrés, utilisées pour affiner la modélisation et améliorer les performances. Le troisième chapitre aborde la modélisation numérique du système étudié, la conception et l'implémentation d'un estimateur de force, ainsi que l'analyse des résultats de simulation visant à évaluer l'efficacité de l'approche proposée dans différentes conditions de fonctionnement, avec prise en compte du bruit et des perturbations.

Chapitre 1 :
Systeme a energie
houlomotrice

1.1 INTRODUCTION

L'énergie houlomotrice, également appelée énergie des vagues, représente une ressource renouvelable d'origine mécanique issue du mouvement ondulatoire de la surface océanique. Elle est générée principalement par l'interaction du vent avec la mer, créant ainsi un transfert d'énergie cinétique et potentielle dans la masse d'eau. Cette forme d'énergie est particulièrement intéressante pour son abondance, sa prévisibilité et sa densité énergétique élevée, ce qui en fait une source prometteuse pour la production d'électricité durable et décarbonée.

Cependant, l'exploitation de l'énergie houlomotrice nécessite le développement de technologies capables de capter, convertir et acheminer cette énergie vers le réseau électrique avec un rendement maximal, tout en assurant la résistance aux conditions marines extrêmes. Dans ce contexte, la maintenance des systèmes de conversion revêt une importance cruciale afin de garantir leur fiabilité, leur disponibilité et leur performance sur le long terme. L'étude, la maintenance et l'optimisation des systèmes de conversion houlomotrice constituent ainsi un domaine clé de la recherche en énergies renouvelables marines.

1.2 PRODUCTION DE L'ÉNERGIE À PARTIR DE LA HOULE

Parmi les différentes formes d'énergies marines renouvelables, l'énergie de la houle, ou énergie houlomotrice, représente une source prometteuse et encore peu exploitée. Elle repose sur la récupération de l'énergie contenue dans le mouvement des vagues en surface des océans, généré principalement par l'action du vent. Grâce à son caractère régulier et prévisible, cette énergie constitue une alternative durable pour répondre aux besoins croissants en électricité tout en limitant les émissions de gaz à effet de serre.

La production d'électricité à partir de la houle repose sur la conversion de l'énergie mécanique des vagues en énergie électrique. Cette technologie exploite le mouvement oscillatoire des vagues pour actionner des dispositifs mécaniques ou hydrauliques, qui entraînent des générateurs électriques). [1]

Parmi les systèmes développés, on trouve principalement les colonnes d'eau oscillantes, les flotteurs ponctuels, les systèmes à clapet et les dispositifs à surverse.[2]
Ces convertisseurs utilisent les variations de pression et de niveau d'eau provoquées par la houle pour produire de l'électricité de manière propre et renouvelable.[3]

1.3 DEFINITION

Un convertisseur d'énergie houlomotrice (*Wave Energy Converter – WEC*) est un dispositif électromécanique conçu pour capter l'énergie mécanique contenue dans le mouvement des vagues en mer et la transformer en énergie électrique. Cette conversion repose sur l'exploitation de deux composantes fondamentales de la houle : l'énergie cinétique, due au déplacement des particules d'eau, et l'énergie potentielle, liée à la variation du niveau de la mer.[4][1]

Les WEC intègrent une ou plusieurs structures capables d'interagir dynamiquement avec la surface de l'eau (flotteurs, colonnes d'eau, plaques, bassins), combinées à des systèmes de transmission mécanique ou hydraulique, et à des générateurs électriques. Ils peuvent être déployés à différentes distances du littoral : onshore, nearshore, ou offshore, selon les conditions de houle et les contraintes d'installation.[5]

La diversité technologique des WEC permet d'adapter ces systèmes à plusieurs contextes marins, bien que leur efficacité soit fortement conditionnée par des facteurs tels que la hauteur des vagues, la fréquence, la direction, ainsi que la durabilité des matériaux face à la corrosion saline, aux charges cycliques et aux impacts environnementaux.[1][2]

1.3.1 ZONES A POTENTIEL HOULOMOTEUR

Le potentiel houlomoteur d'une région est fonction de plusieurs paramètres interdépendants, notamment la fréquence des vagues (nombre de vagues par unité de temps), la hauteur significative (moyenne du tiers supérieur des vagues les plus hautes), ainsi que la densité de puissance surfacique exprimée en kW/m. [6][7]

Ces paramètres sont fortement influencés par les conditions météorologiques et la configuration géographique des côtes, notamment l'exposition au vent, la profondeur des fonds marins et la forme du littoral.[7]

Les zones situées entre 30° et 60° de latitude dans les deux hémisphères sont généralement les plus prometteuses pour l'exploitation de l'énergie des vagues. Ces régions sont régulièrement exposées à des vents océaniques intenses et persistants qui génèrent des houles longues et puissantes [9]. En particulier, les côtes occidentales de l'Europe (Écosse, Irlande, Portugal), de l'Amérique du Nord (Californie, Oregon), ainsi que la Nouvelle-Zélande, l'Australie occidentale, certaines zones de l'océan Indien et de la Méditerranée, présentent un fort potentiel énergétique.[6][7]

Les études montrent que la densité de puissance des vagues dans ces régions peut atteindre en moyenne entre 50 et 90 kW/m, voire jusqu'à 119 kW/m dans l'océan Austral selon les données historiques ERA5 [6]. Des cartes mondiales de ressources houlomotrices confirment cette répartition spatiale et classent ces zones parmi les plus riches en énergie marine.

1.3.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT

Les systèmes de conversion d'énergie houlomotrice (Wave Energy Converters : WEC) reposent sur la transformation de l'énergie mécanique des vagues en énergie électrique exploitable. Cette transformation se déroule selon trois étapes fondamentales : la capture de l'énergie des vagues, la conversion mécanique intermédiaire, et la conversion électrique finale (Figure 1.1).[4]

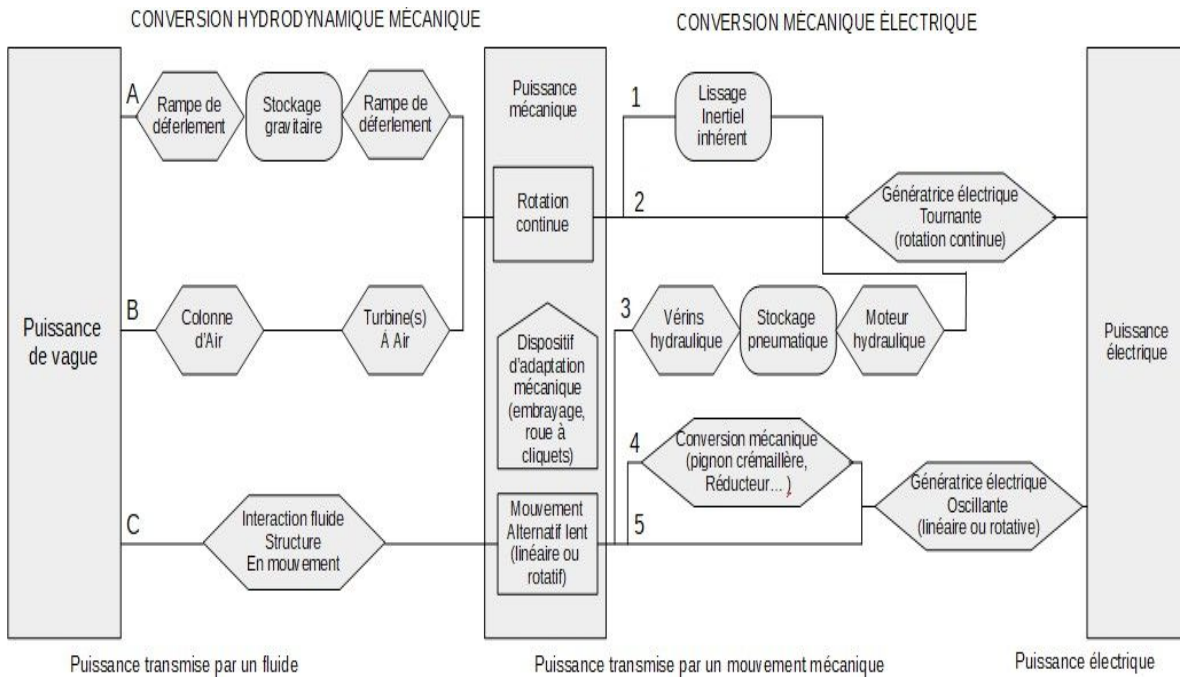


Figure 1.1 : les principes de conversion hydromécanique et mécano-électrique

1.3.2.1 CAPTURE DE L'ENERGIE MECANIQUE DES VAGUES

Le dispositif exploite les mouvements de la surface de la mer, qui se traduisent par des oscillations verticales (heave), horizontales (surge), ou rotatives (pitch). La nature du mouvement capté dépend du type de convertisseur : il peut s'agir du déplacement d'un flotteur, de la variation du volume d'air dans une colonne, ou de l'oscillation d'une structure articulée [8]. L'extraction initiale de l'énergie mécanique repose sur les interactions hydrodynamiques complexes entre la houle et la structure.[4]

1.3.2.2 CONVERSION MECANIQUE INTERMEDIAIRE

Le mouvement de la houle est naturellement irrégulier et bidirectionnel. Il doit être modifié pour s'adapter aux générateurs électriques classiques. Des systèmes mécaniques ou hydrauliques, comme des vérins, pistons ou accumulateurs, permettent de régulariser cette énergie et d'optimiser le transfert de puissance.[1].

Cette phase est cruciale pour réduire les pertes et protéger les composants mécaniques soumis à de fortes charges cycliques(Figure 1.2).[2]

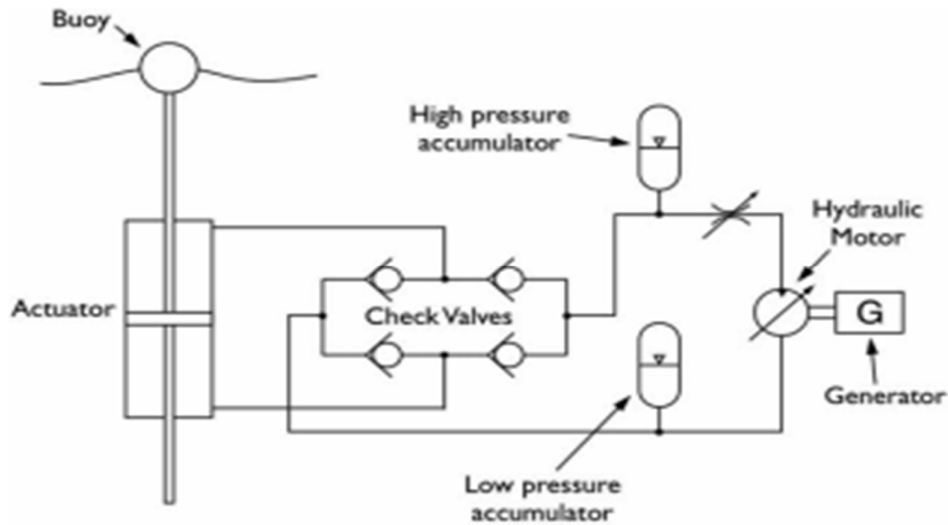


Figure 1.2: Circuit hydraulique typique pour WEC [6]

1.3.2.3 CONVERSION ELECTRIQUE

Le mouvement mécaniquement adapté est transmis à un générateur électrique, souvent un alternateur ou un générateur à aimants permanents. Ce dernier transforme l'énergie mécanique en électricité. Cette énergie est ensuite conditionnée pour répondre aux besoins du réseau : redressement, filtrage, et régulation [9]. Certains systèmes emploient des générateurs linéaires, réduisant les pertes associées aux chaînes mécaniques intermédiaires.[8]

Le rendement global d'un système WEC dépend fortement de l'efficacité de chacune de ces étapes, ainsi que de la robustesse de la structure face aux conditions marines extrêmes : tempêtes, corrosion saline, biofouling, et usure mécanique.[1][4]

1.3.3 CLASSIFICATION DES SYSTEMES HOULOMOTEURS

Les systèmes de conversion d'énergie houlomotrice se classent principalement selon leur principe de fonctionnement et leur position par rapport à la côte [4]. Cette catégorisation permet d'adapter chaque technologie aux caractéristiques spécifiques de la houle et au contexte environnemental du site d'implantation.[1]

1.3.3.1 COLONNES D'EAU OSCILLANTES (OSCILLATING WATER COLUMNS – OWC)

Un OWC est constitué d'une chambre avec une ouverture vers la mer sous la ligne de flottaison. À l'approche des vagues, l'eau est forcée dans la chambre, exerçant une pression sur l'air qu'elle contient. Cet air s'échappe dans l'atmosphère par une turbine (Figure 1.3).

Lorsque l'eau se retire, l'air est aspiré par la turbine. Une turbine Wells basse pression est souvent utilisée dans cette application car elle tourne dans le même sens, quel que soit le sens de l'écoulement, ce qui évite de devoir rectifier le flux d'air. Il a été suggéré que l'un des avantages du concept OWC réside dans sa simplicité et sa robustesse. [6]

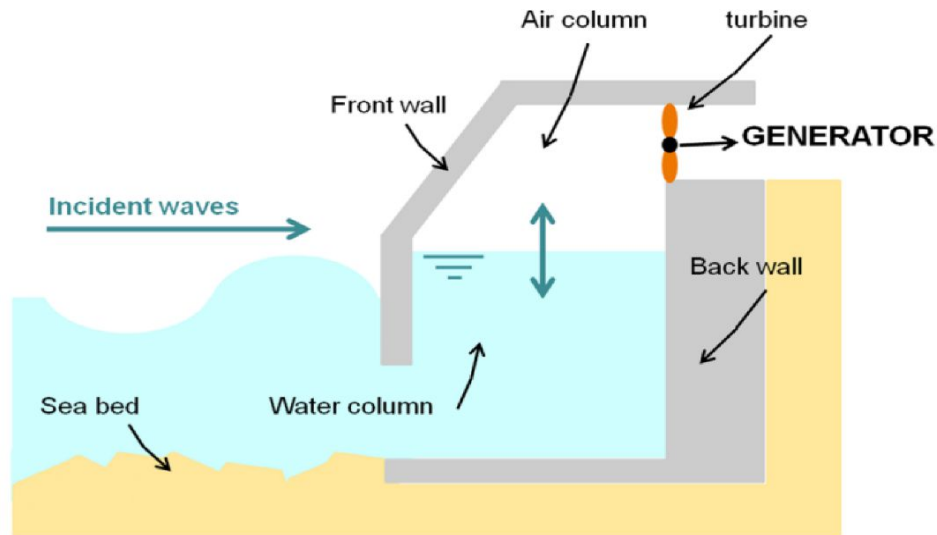


Figure 1.3: Schéma de principe du système à colonne d'eau oscillante (OWC)[10]

1.3.3.2 FLOTTEURS PONCTUELS (POINT ABSORBERS)

Il s'agit de dispositifs flottants compacts capables de se mouvoir selon plusieurs axes (verticalement, horizontalement ou en rotation) sous l'effet des vagues (Figure 1.4). L'énergie est extraite du mouvement relatif entre le flotteur et une base fixe ou ancrée, par l'intermédiaire de mécanismes hydrauliques, mécaniques ou électromagnétiques. Leur conception modulaire permet une exploitation en unités isolées ou en réseaux, ce qui les rend particulièrement adaptés aux installations offshore, notamment en mer profonde.

Les développements récents dans la modélisation hydrodynamique, l'optimisation des systèmes de prise de puissance (PTO) et le contrôle actif ont permis d'améliorer leur rendement énergétique, leur stabilité opérationnelle et leur adaptabilité aux différentes conditions de houle. Malgré ces progrès, ces systèmes présentent encore certaines limites, telles que la complexité mécanique, les efforts hydrodynamiques variables et les coûts élevés liés à l'installation et à la maintenance en environnement marin.[10]

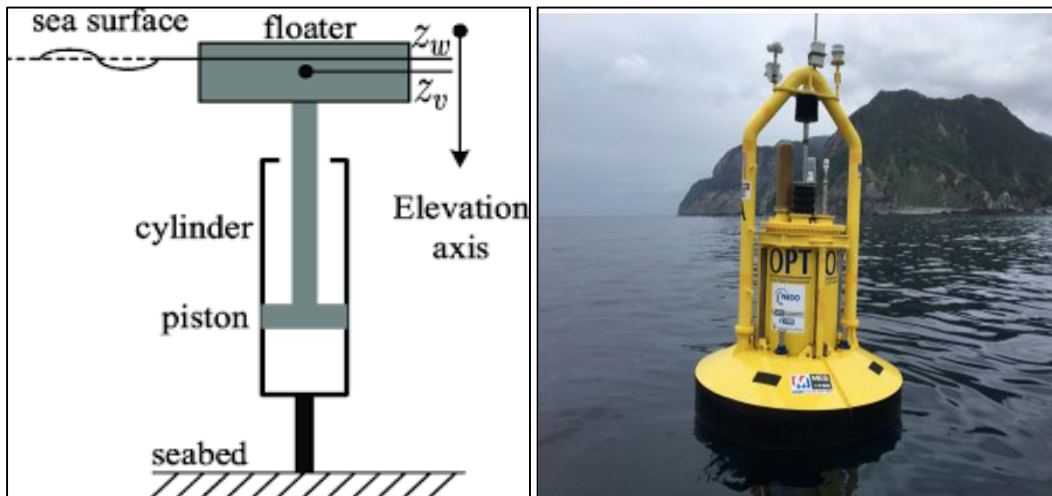


Figure 1.4 : structure WEC à flotteur ponctuel [12]

1.3.3.3 SYSTEME A PLAQUE OSCILLANTE (OSCILLATING SURGE CONVERTERS)

Ces convertisseurs sont formés d'une grande plaque articulée, installée perpendiculairement au fond marin. Sous l'effet des vagues, la plaque oscille autour de son axe, et ce mouvement est converti en énergie mécanique via un système hydraulique ou mécanique. Ces dispositifs sont efficaces dans les zones de faible profondeur, bien que leur présence visuelle en surface puisse constituer une contrainte.[1]

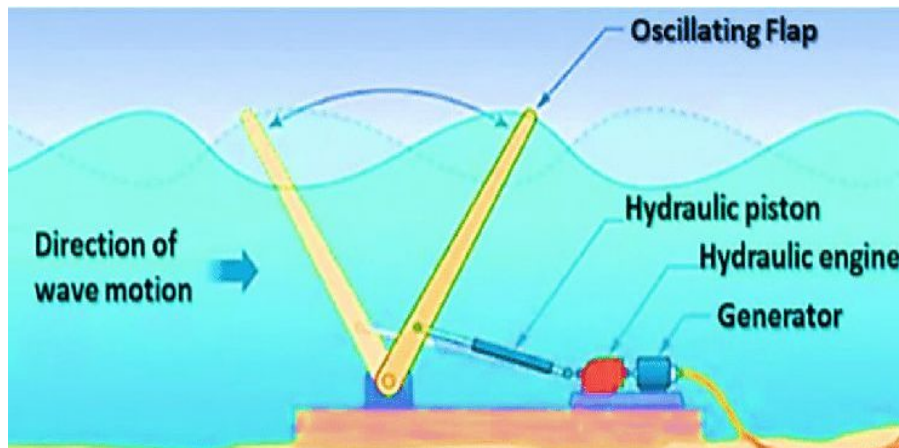


Figure.I.5: Schéma de fonctionnement et de production d'énergie d'un OWSC [11]

1.3.3.4 CONVERTISSEURS A SURVERSE (OVERTOPPING DEVICES)

Ils reposent sur le principe de collecte de l'eau des vagues dans un réservoir surélevé par rapport au niveau moyen de la mer (Figure 1.5). L'eau stockée est ensuite libérée à travers des turbines hydroélectriques, produisant de l'électricité par gravité. Ce système permet un lissage partiel de la production, mais requiert des structures importantes, souvent complexes à implanter dans les environnements marins profonds.[2][4]

Ce type de WEC repose sur la capture physique de l'eau des vagues, qui est retenue dans un réservoir au-dessus du niveau de la mer, avant d'être restituée à la mer par des turbines conventionnelles à basse chute qui produisent de l'électricité.

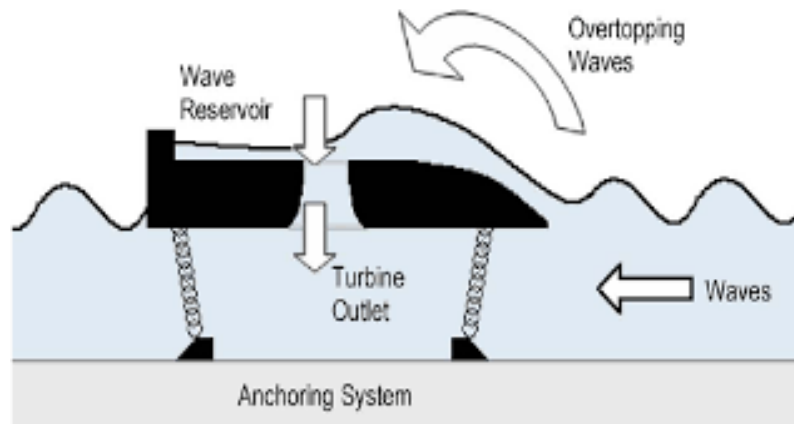


Figure 1.6 : Principe du WEC par convertisseurs à surverse[12]

1.4 MODES DE DEFAILLANCE DES SYSTEMES HOULOMOTEUR

Les systèmes de conversion de l'énergie houlomotrice sont confrontés à des conditions marines extrêmes et à des sollicitations mécaniques et environnementales complexes. Ces contraintes rendent les dispositifs particulièrement sensibles à divers modes de défaillance, qui peuvent compromettre leur performance, leur durabilité et leur rentabilité. L'analyse des modes de défaillance est donc essentielle pour améliorer la fiabilité des WEC (Wave Energy Converters) et optimiser leur maintenance prédictive.[13][14]. Les différents modes de défaillance du système WEC sont donnés par les tableaux 1.1, 1.2 et 1.3.

| Tableau 1.1: Modes de défaillances à caractère hydrodynamique | |
|---------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Mode de Défaillance | Causes et Conséquences |
| Cavitation | <i>Érosion des surfaces immergées due à la formation de bulles de vapeur dans les turbines ou conduits.</i> |
| Résonance structurelle | <i>Fréquences naturelles coïncidant avec la houle, provoquant des vibrations destructrices.</i> |
| Efforts extrêmes des vagues | <i>Charges anormales endommageant les structures (pontons, flotteurs, fixations)</i> |
| Défaillance des amortisseurs | <i>Perte de l'effet d'atténuation des oscillations, aggravant les charges dynamiques.</i> |
| Perturbation du flux autour du WEC | <i>Mauvaise interaction hydrodynamique entre les composants, réduisant l'efficacité énergétique.</i> |

| | |
|------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Fatigue cyclique des composants | <i>Accumulation de microfissures sur les axes, soudures, liaisons pivotantes sous sollicitations répétées</i> |
| Usure abrasive | <i>Frottements avec le sable ou débris marins accélérant la dégradation des composants mobiles</i> |
| Grippage des vérins ou roulements | <i>Mauvaise lubrification ou intrusion d'eau salée entraînant un blocage mécanique.</i> |
| Défaillance des éléments de transmission | <i>Chaînes, câbles, courroies détériorées, conduisant à des pertes de mouvement ou ruptures.</i> |
| Déformation plastique | <i>Matériaux dépassant leur limite élastique sous effort prolongé, causant une déformation permanente.</i> |
| Blocage d'actionneurs hydrauliques | <i>Encrassement ou fuite interne du fluide provoquant un manque de pression ou des mouvements erratiques.</i> |

| | |
|-------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Isolation défectueuse | <i> Vieillesse ou dégradation de l'isolant des câbles sous effet combiné de l'humidité et des UV.</i> |
| Corrosion des connectiques | <i>Oxydation des bornes de connexion provoquant échauffement et pertes électriques.</i> |
| Défaillance de convertisseur | <i>Onduleur ou redresseur endommagé par des transitoires de tension.</i> |
| Dégradation des batteries de secours | <i>Usure des batteries tampon utilisées pour alimenter les systèmes de contrôle.</i> |
| Perturbations électromagnétiques (EMI) | <i>Composants électroniques perturbés par les champs générés par d'autres appareils ou la houle.</i> |
| Surchauffe des bobinages | <i>Fonctionnement prolongé à haute charge thermique, mauvais refroidissement ou ventilation défaillante.</i> |
| Vieillesse des câbles | <i>Perte de souplesse, fissuration de la gaine isolante, ou infiltration d'humidité.</i> |
| Court-circuit dans le générateur | <i>Pénétration d'eau dans l'enroulement, surtensions externes, ou dégradation des isolants provoquant un arc électrique.</i> |
| Panne de capteurs de position ou pression | <i>Mesures erronées ou absentes dues à des défaillances électroniques, infiltrations d'eau ou mauvaise calibration</i> |
| Dysfonctionnement des modules de commande | <i>Logiciel embarqué corrompu, microcontrôleur défaillant, ou perte d'alimentation du système de contrôle.</i> |
| Rupture de la communication distante | <i>Interruption du lien entre le WEC et la station de supervision (fibre, radio, satellite)</i> |
| Perte de synchronisation | <i>Délai ou désynchronisation entre actionneur et capteur provoquant un dysfonctionnement.</i> |

La mise en œuvre de méthodes avancées de surveillance en temps réel, de diagnostic automatisé et de maintenance prédictive représente désormais un levier essentiel pour garantir la fiabilité opérationnelle et la longévité des dispositifs houlomoteurs. Ces approches modernes permettent non seulement de limiter les arrêts imprévus, mais aussi de prolonger la durée de vie des installations dans des environnements marins hostiles.

L'utilisation d'outils tels que l'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC), associée à des modèles probabilistes de fiabilité, permet d'optimiser la planification des interventions en ciblant les composants les plus sensibles. En parallèle, la durabilité structurelle en mer nécessite l'adoption de solutions techniques robustes : revêtements anticorrosion spécialisés, matériaux à haute résistance à la fatigue en milieu salin, et systèmes de protection contre les agressions électrochimiques sont autant de stratégies cruciales pour préserver les performances mécaniques et électriques des convertisseurs.

Ainsi, cette synthèse sur les modes de défaillance et les stratégies de fiabilité pose les bases pour aborder, dans le chapitre suivant, les phénomènes physiques fondamentaux à l'origine des sollicitations mécaniques : la modélisation des forces hydrodynamiques agissant sur le flotteur.

1.5 CONCLUSION

L'énergie houlomotrice constitue une ressource renouvelable d'envergure, présentant un fort potentiel pour la production électrique durable. Les convertisseurs d'énergie exploitent efficacement la dynamique complexe des vagues, bien que leur fonctionnement soit soumis à des contraintes environnementales sévères. Une compréhension approfondie des forces hydrodynamiques exercées sur les flotteurs est indispensable pour optimiser la conception, la fiabilité et la longévité de ces systèmes. Le chapitre suivant se focalisera sur la modélisation précise de ces forces, constituant un préalable essentiel à l'amélioration des performances des dispositifs houlomoteurs.

Chapitre 2 :
Classification des
observateurs et des estimateurs

2.1 INTRODUCTION

Ce chapitre présente une introduction détaillée sur les observateurs et les méthodes d'estimation, en mettant l'accent sur leur application dans les systèmes dynamiques. Les observateurs, qu'ils soient déterministes ou stochastiques, linéaires ou non linéaires, jouent un rôle crucial dans la reconstruction des états internes d'un système à partir des entrées et des sorties mesurées.

Parmi les observateurs les plus utilisés, on trouve l'observateur de Luenberger pour les systèmes linéaires et le filtre de Kalman pour les systèmes stochastiques. La méthode des moindres carrés est également abordée comme une approche fondamentale pour l'ajustement des modèles aux données expérimentales. Enfin, le document explore les concepts de bruit et de filtrage, en soulignant l'importance du filtre de Kalman dans l'estimation optimale des états d'un système dynamique.

2.2 CLASSIFICATION DES OBSERVATEURS DES ESTIMATEURS

Ce schéma synthétique présente une classification claire des différentes approches d'observation et d'estimation des systèmes dynamiques. Il distingue d'abord les observateurs (linéaires comme le Luenberger et non-linéaires comme le Kalman étendu) des estimateurs (statiques ou dynamiques). L'algorithme récursif du filtre de Kalman est ensuite détaillé en 3 phases : initialisation, prédiction (extrapolation de l'état et de sa covariance) et correction (calcul du gain optimal et mise à jour).

Un tableau résume les équations clés de chaque étape. L'ensemble, conçu sur fond blanc avec un code couleur offre une vision globale des méthodes d'estimation modernes en automatique, depuis les approches déterministes jusqu'aux filtrages stochastiques optimaux. La structure modulaire permet d'adapter ce schéma à différents contextes applicatifs (robotique, aérospatial, traitement du signal).

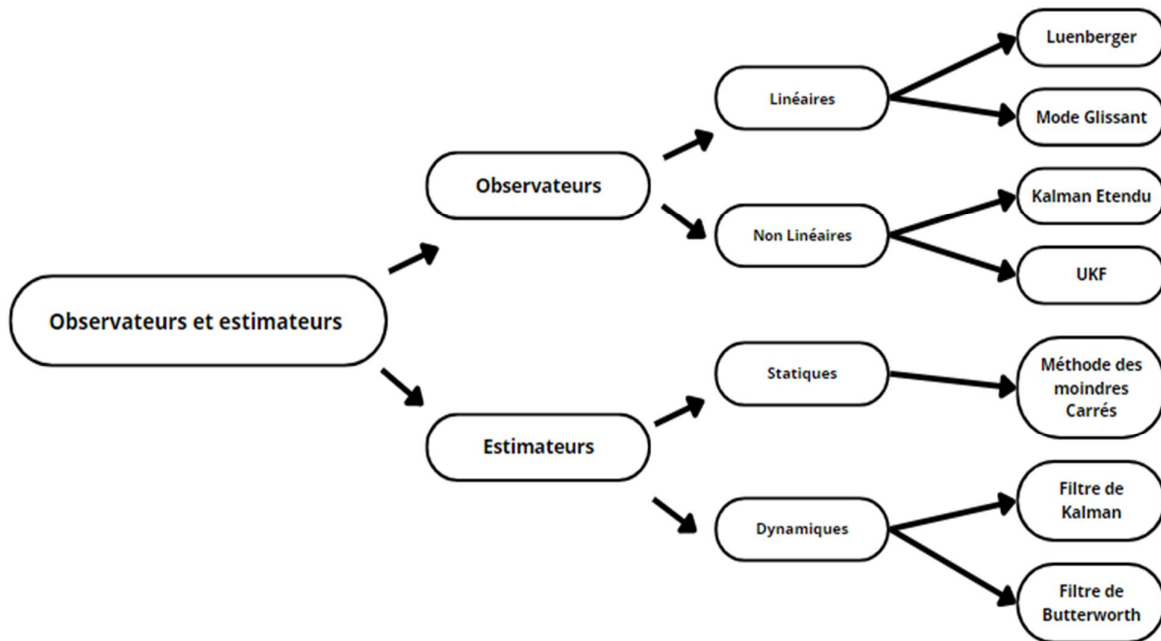


Figure 2.1 : Schéma unifié des observateurs et estimateurs

2.3 PRESENTATION DES OBSERVATEURS

2.3.1 GENERALITES

Un observateur est un développement mathématique qui permet de reconstituer les états internes d'un système à partir uniquement des données accessibles, c'est à dire les entrées imposées et les sorties mesurées

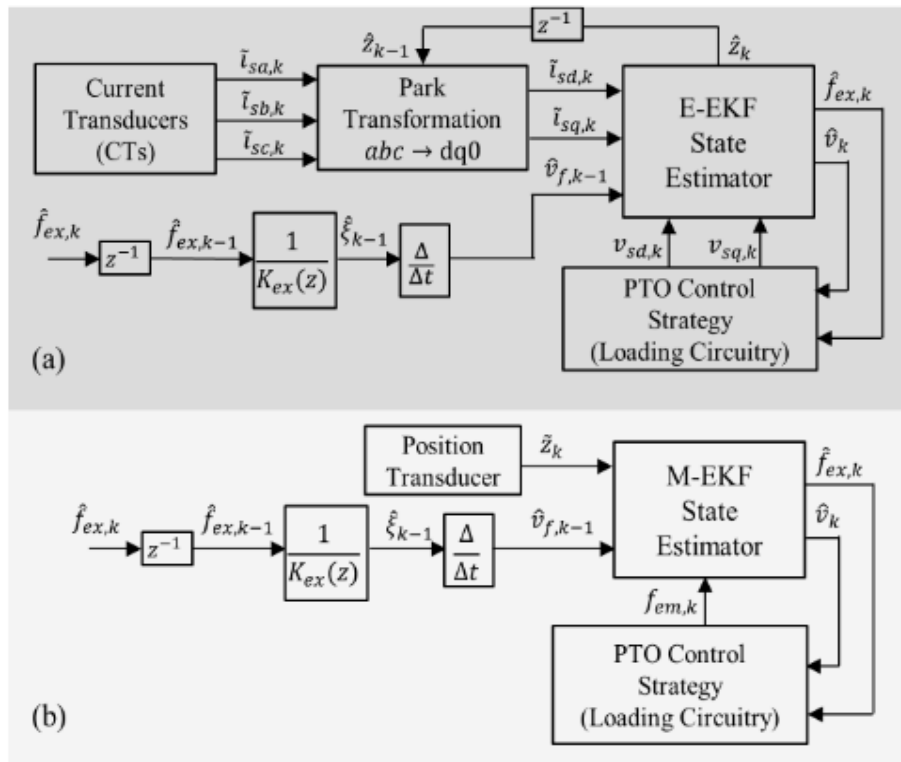


Figure 2.2: Diagrammes fonctionnels de l'estimateur d'état : (a) Estimateur E-EKF ; (b) Estimateur M-EKF

L'observation se fait en deux étapes ;

- Une étape d'estimation
- Une étape de correction.

L'estimation se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide de modèles proches du système, et la correction se fait par l'addition ou la soustraction de la différence entre les états estimés et ceux mesurés (erreur d'estimation) que l'on multiplie par un gain G . Ce gain régit la dynamique et la robustesse de l'observateur, donc son choix est important et doit être adapté aux propriétés du système dont on veut effectuer l'observation des états.

Il existe des observateurs déterministes et d'autres stochastiques, d'autre part, ils se départagent en observateurs linéaires et non linéaires.

Nous allons brièvement présenter les différentes catégories d'observateurs tout en citant les observateurs les plus utilisés. Il existe des variantes d'observateurs développés pour des systèmes spécifiques que nous ne présentons pas .[15]

2.3.2 Classification des observateurs

2.3.2.1 LES OBSERVATEURS DETERMINISTES

Ce sont les observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesures et les fluctuations aléatoires des variables d'état : l'environnement est déterministe. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l'observateur « **LUENBERGER** » dans le cas de modèles linéaires ou l'observateur par « **MODES GLLISSANT** ».

1.2.2.2 LES OBSERVATEURS STOCHASTIQUES

Ces observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Leurs observations se basent sur la présence de bruit dans le système ce qui est souvent le cas. L'algorithme du filtre « **KALMAN** » illustre bien cette application.

1.2.2.3 LES OBSERVATEURS LINEAIRES

Ce sont les observateurs dont la construction du gain est basée sur une matrice $[A]$ du système qui est linéaire et invariant dans le temps. Les observateurs de « Luen berger » et en « mode glissant » se basent sur cette approche.

1.2.2.4 LES OBSERVATEURS NON LINEAIRES

Les systèmes peuvent être non linéaires (exemple moteur à induction). Dans ce cas des observateurs ont été développés pour palier cette difficulté.

Deux approches se généralisent :

➤ **La linéarisation autour du point de fonctionnement :**

pour chaque instant de fonctionnement, le système est considéré linéaire et une réactualisation se fait à chaque pas de temps. Ceci implique une réactualisation des matrices de gain. L'observateur de

« **Kalman à Etat Retardé** » est un filtre de Kalman à structure particulière qui prend en compte la réactualisation de la matrice $[I]$.

➤ **La construction du gain sur la base de la non-linéarité du système :**

C'est le cas de « **l'observateur Grand Gain** ». Cet observateur est synthétisé en prenant en compte la modélisation non linéaire du système .[16]

Le choix de l'observateur dépend de la structure des modèles. Pour le moteur à induction deux problèmes se pose ; la non-linéarité du système et la nécessité d'effectuer l'observation en temps réel. Il s'agit de réduire au maximum les termes de correction tout en prenant en compte les non-linéarités du modèle. Le filtre de « **Kalman** » étendu est le mieux adapté à ces exigences. Nous

allons plutôt présenter l'adaptation de cet observateur aux systèmes non-linéaires représentant le modèle du moteur à induction.

2.4 PRESENTATION DE LA METHODE DES MOINDRES CARRÉS

La méthode des moindres carrés, indépendamment élaborée par Gauss et Legendre, permet de comparer des données expérimentales, généralement entachées d'erreurs de mesure à un modèle mathématique censé décrire ces données.

Ce modèle peut prendre diverses formes. Il peut s'agir de lois de conservation que les quantités mesurées doivent respecter. La méthode des moindres carrés permet alors de minimiser l'impact des erreurs expérimentales en « ajoutant de l'information » dans le processus de mesure.

Dans le cas le plus courant, le modèle théorique est une famille de fonctions $f(x;\theta)$ d'une ou plusieurs variables muettes x , indexées par un ou plusieurs paramètres θ inconnus. La méthode des moindres carrés permet de sélectionner parmi ces fonctions, celle qui reproduit le mieux les données expérimentales. On parle dans ce cas d'ajustement par la méthode des moindres carrés. Si les paramètres θ ont un sens physique la procédure d'ajustement donne également une estimation indirecte de la valeur de ces paramètres.

La méthode consiste en une prescription (initialement empirique) qui est que la fonction $f(x;\theta)$ qui décrit « le mieux » les données est celle qui minimise la somme quadratique des déviations des mesures aux prédictions de $f(x; \theta)$. Si par exemple, nous disposons de N mesures, $(y_i)_{i=1, N}$, les paramètres θ « optimaux » au sens de la méthode des moindres carrés sont ceux qui minimisent la quantité :

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i; \theta))^2 = \sum_{i=1}^N r_i(\theta) \quad (2.1)$$

Où les $r_i(\theta)$ sont les *résidus* au modèle, i.e. les écarts entre les points de mesure y_i et le modèle $f(x;\theta)$. $S(\theta)$ peut être considéré comme une mesure de la *distance* entre les données expérimentales et le modèle théorique qui prédit ces données. La prescription des moindres carrés commande que cette distance soit minimale.

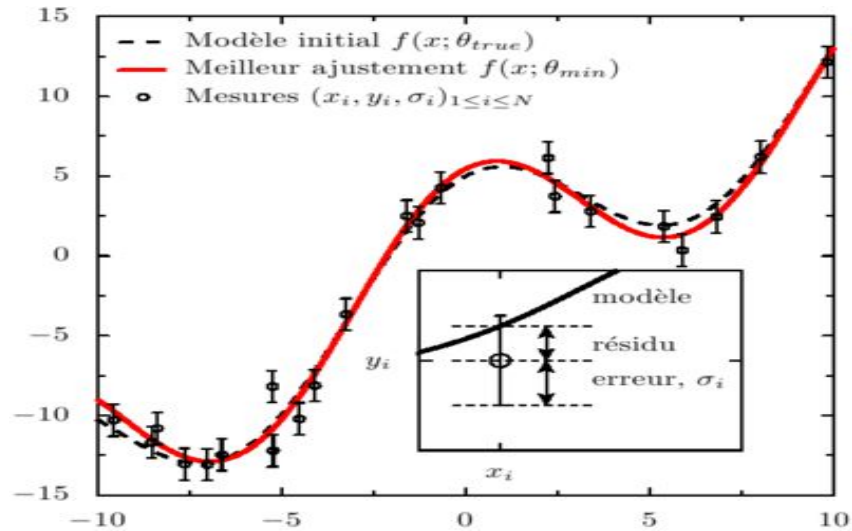


Figure 2.3 : Estimation par la méthode des moindres carrés

Si, comme c'est généralement le cas, on dispose d'une estimation de l'écart-type σ_i du bruit qui affecte chaque mesure y_i , on l'utilise pour « peser » la contribution de la mesure au χ^2 . Une mesure aura d'autant plus de poids que son incertitude sera faible :

$$x^2(\theta) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i - f(x_i; \theta)}{\sigma_i} \right)^2 = \sum_{i=1}^N \omega_i (y_i - f(x_i; \theta))^2 \quad (2.2)$$

Les quantités w_i , inverses des variances des mesures sont appelées *poids* des mesures. La quantité ci-dessus est appelée khi carré ou khi-deux. Son nom vient de la loi statistique qu'elle décrit, si les erreurs de mesure qui entachent les y_i sont distribuées suivant une Loi normale (ce qui est très courant). Dans ce dernier cas, la méthode des moindres carrés permet de plus d'estimer quantitativement l'adéquation du modèle aux mesures, pour peu que l'on dispose d'une estimation fiable des erreurs σ_i . Si le modèle d'erreur est non gaussien, il faut généralement recourir à la méthode du maximum de vraisemblance, dont la méthode des moindres carrés est un cas particulier.

2.5 ESTIMATEURS

L'estimateur c'est un terme qui désigne une simulation totale ou partielle d'un système, cette simulation ayant pour but d'évaluer certaines grandeurs internes du système à partir de ses signaux d'entrées, l'estimateur reproduire le comportement des systèmes en boucle ouverte contrairement à l'observateur [17]

L'estimateur doit donc être stable et il n'est pas possible de choisir la dynamique de l'erreur d'estimation. Lorsque le système est mal connu ou non stationnaire, des problèmes de robustesse risquent de se présenter. Le principal avantage de l'estimateur est sa simplicité. Ceci fait que cette solution est souvent privilégiée dans la commande industrielle usuelle qui exploite des microcontrôleurs faibles coûts.

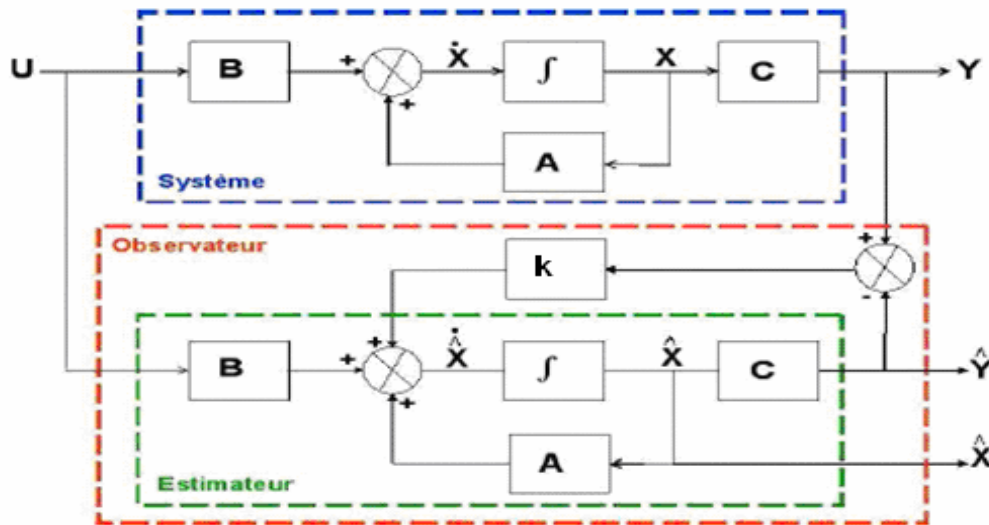


Figure 2.4 : Schéma fonctionnel d'un observateur d'état

2.6 BRUIT

2.6.1 BRUIT D'ETAT

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la **bouée de point absorbé** réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la **bouée**. En général, une **bouée** n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer hydrodynamique n'est pas rigoureusement sinusoïdale. Ces défauts, dus principalement à la fabrication ou à la géométrie réelle de la **bouée**, engendrent des harmoniques dans les forces et les mouvements de la structure.

La **bouée** présente en général des pertes hydrodynamiques et des effets dissipatifs difficiles à identifier, ce qui complique l'expression mathématique du modèle d'état si l'on souhaite les prendre en compte dans la modélisation. Cependant, pour des **bouées** conçues avec soin, les défauts précédents ne sont généralement pas prépondérants dans les termes de bruit. [18]

Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la **bouée de point absorbé**, les termes prépondérants du bruit d'état sont dus aux variations des paramètres de la **bouée**. Ce type de bruit est engendré par l'échauffement des composants internes et des structures mécaniques de la **bouée**. Il provoque un accroissement des résistances hydrauliques et des frottements mécaniques. En effet, la viscosité du fluide environnant ou la résistance interne des matériaux peut varier avec la température.

De plus, la résistance dynamique de certaines parties mobiles ou internes de la **bouée** peut augmenter lorsque la fréquence des oscillations ou des mouvements augmente ; des phénomènes

comme les effets de peau ou les perturbations de répartition des forces peuvent apparaître en périphérie des éléments.

Il existe d'autres sources de bruit d'état qui affectent le système. Il s'agit, par exemple, du bruit d'état introduit par le système de conversion ou d'actionnement (comme le générateur ou le système de prise de force – PTO). L'influence d'une incertitude sur la mesure de la vitesse verticale ou de la position (utilisées pour actualiser la matrice d'état $[A]$ à chaque période d'échantillonnage) peut introduire un bruit d'état, surtout lorsqu'on suppose que la période d'échantillonnage n'est pas négligeable devant les constantes de temps mécaniques du système..[19]

2.6.2 Bruit de mesure

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques- numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruits:

- 1) Un bruit analogique, dû au capteur
- 2) Un bruit de quantification due au CAN. Le bruit résultant dépend de l'amplitude de chacun de ces bruits.

Cependant, il faut noter que la majorité de ces bruits (d'état et de mesure) sont prépondérants dans les cas des bancs expérimentaux et pas dans des essais de simulation.

De nombreux problèmes où un système doit réagir en fonction de mesures effectuées nécessitent la représentation du phénomène mesuré sous la forme d'un modèle mathématique dépendant d'un certain nombre de paramètres. La forme du modèle se déduit de considération physique sur le phénomène étudié et tient souvent compte de simplification de manière à éviter de concevoir des implémentations excessivement complexes ; en générale le modèle ne rend pas compte de la réalité et même les mesures sont entachée d'un bruit et un modèle trop complexe ne présenterait plus d'intérêt pratique qu'un modèle simplifié.

On peut réaliser un ensemble d'expérience et enregistrer les résultats pour les différentes valeurs de t ensuite en appliquera alors les algorithmes de minimisation de critère sur l'ensemble des données simultanément. On parle souvent de méthodes globales de minimisation. Ce sont en générales les plus robustes mais elle présente l'inconvénient d'attendre la fin des mesures pour calculer les paramètres. Or dans certaines applications du type « temps réel » on préfère effectuer un ajustement récursif voir Figure 1.3.

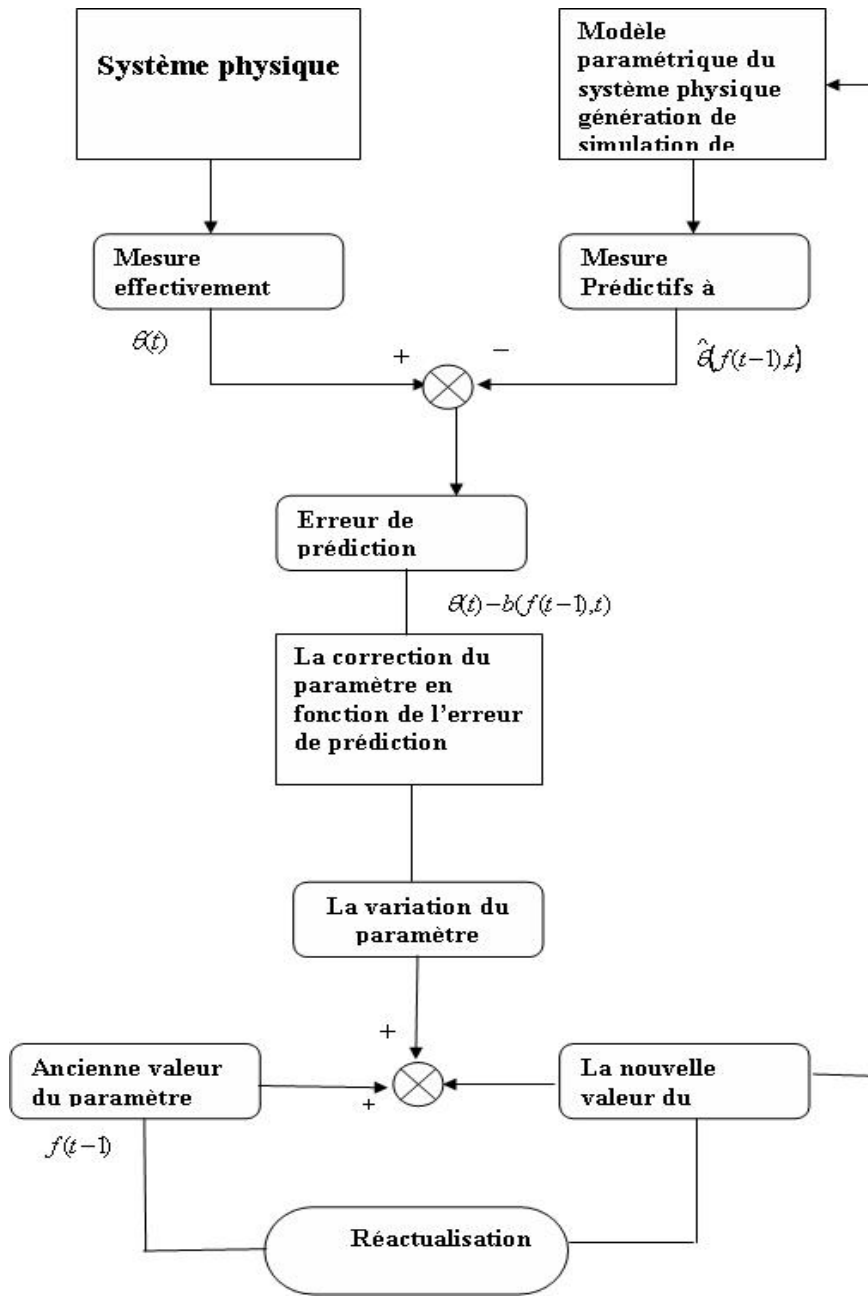


Figure 2.5 : Diagramme caractérise les étapes du filtre

2.7 LES FILTRES

2.7.1 LA NOTION DE FILTRAGE

La notion de filtrage inclut une opération de discrimination peut affecter une ou plusieurs caractéristiques d'un signale telle que l'amplitude, la phase ...

Toute opération de filtrage met en jeu trois grandes phases :

- Une source représente par le signal d'entrés.
- Un opérateur de filtrage

- Un objectif représenté par le résultat de l'opération de filtrage

Signale à filtrer \longrightarrow **filtre** \longrightarrow **signale filtrer**

2.7.2 LES CLASSES DE FILTRES

En traitement de signale, on distingue deux classes :

- Les filtres analogiques : le signale d'entré est une fonction continue du temps.
- Les filtres numériques : est un système à temps discret linéaire. [Soit câblés en circuit logique soit programmes en logiciels]. On va citer quelque de ces filtres (suivant l'utilisation en dit estimateurs, observateurs, filtre).

L'observateur de «LUENBERGER » : il constituer l'observateur déterministe type.

Le filtre de « BUTTERWORTH », le filtre elliptique, le filtre de « TCHEBYCHEFF », et le « filtre à erreur bornée ». Dans notre travaille on s'intéresse ou filtre de « KALMAN ».

Position du problème

Le problème posé est d'estimer avec une erreur quadratique minimale $x(t)$ à partir des observations $y(t), y(t-1), \dots, y(1)$.

Comme nous le savons, la solution est donnés par l'espérance conditionnelle $E[x(t)/Y(t), \dots, Y(1)]$. Dans le cas gaussien l'espérance conditionnelle était une fonction linéaire de l'observation $Y(t)$ mais cette fonction, bien que linéaire, nécessite le calcul compliqué de matrices de covariance.

2.7.3 Histoire du filtre de KALMAN

En 1960, «**RUDOLF KALMAN**» a publié son célèbre article décrivant une nouvelle approche pour le filtrage linéaire des données discrètes et le problème de prédiction. Elle consiste en une estimation linéaire et récursive basée sur l'évolution de l'état en utilisant la théorie de probabilité, plus précisément, les propriétés de variables conditionnelles aléatoires de type Gaussien, minimisant la variance de l'erreur, ce travail a été l'origine du fameux estimateur de «**KALMAN**», appelé « **Filtre de KALMAN** » (KF) [20]

Nous considérons un système ou un processus représenté dans l'espace d'état par les équations :

$$\begin{cases} x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)u(k) + v(k) \end{cases} \quad (2.3)$$

$$\begin{cases} y(k) = H(k)x(k) + w(k), \end{cases} \quad (2.4)$$

$x(k)$ est le vecteur d'état qui inclue les quantités à estimer de dimension $(n \times 1)$.

$F(k)$: est la matrice de transition. Elle décrit l'évolution dans le temps du vecteur d'état, en absence de l'entrée de contrôle et du bruit de dimension $(n \times n)$.

$u(k)$: est l'entrée de contrôle ou le processus générateur de dimension $(m \times 1)$.

$G(k)$: est une matrice qui décrit comment l'entrée à l'instant k , contribue à vecteur d'état à l'instant $k+1$ de dimension $(n \times m)$.

$w(k)$: est le bruit de processus supposé indépendant, blanc et de moyenne nulle de dimension $(n \times 1)$.

$y(k)$: est le vecteur d'observation (mesure) qui inclue mesure de dimension $(p \times 1)$.

$H(k)$: est la matrice de mesure de dimension $(p \times n)$.

$v(k)$: est le bruit de mesure supposé indépendant, blanc et de moyenne nulle de dimension $(p \times 1)$.

$$E [v(k)] = 0;$$

$$E [w(k)] = 0 ; E[v(k)w^T(l)] = 0; \quad \forall k, l$$

$$E [v(k)v^T(l)] = R(k) \delta(k, l) \quad E[x(0)w^T(k)] = 0 \quad \forall k$$

$$E [w(k)w^T(l)] = Q(k) \delta(k, l) \quad E[x(0)v^T(k)] = 0 \quad \forall k$$

Avec δ_{kl} est l'opérateur défini par $\delta_{kl} = 1$ si $k=l$ et $\delta_{kl} = 0$ si $k \neq l$.

$Q(k)$ et $R(k)$ étant respectivement les matrices de covariance du bruit de processus et du bruit de mesure $x(k)$.

Le problème de l'estimation de l'état d'un système dynamique soumis à des entrées déterministes et aléatoires à partir de mesures $y(k)$ bruitées compte tenu des informations disponibles à l'instant n , postérieur, antérieur, ou identique à l'instant k .

On peut distinguer trois classes selon l'observation n :

$k = n$: Il s'agit dans ce cas de déterminer une estimée de l'état, compte tenu de toutes les mesures disponibles à l'instant considéré n . C'est le cas de Filtrage

$k < n$: En utilisant les mesures disponibles jusqu'à l'instant n , on essaye d'estimer l'état à un instant k antérieur à n . On fait alors un Lissage ou une interpolation.

$k > n$: Il s'agit dans ce cas d'estimer la valeur du vecteur d'état à un instant k dans le futur. C'est ce qu'on appelle la Prédiction ou l'Extrapolation.

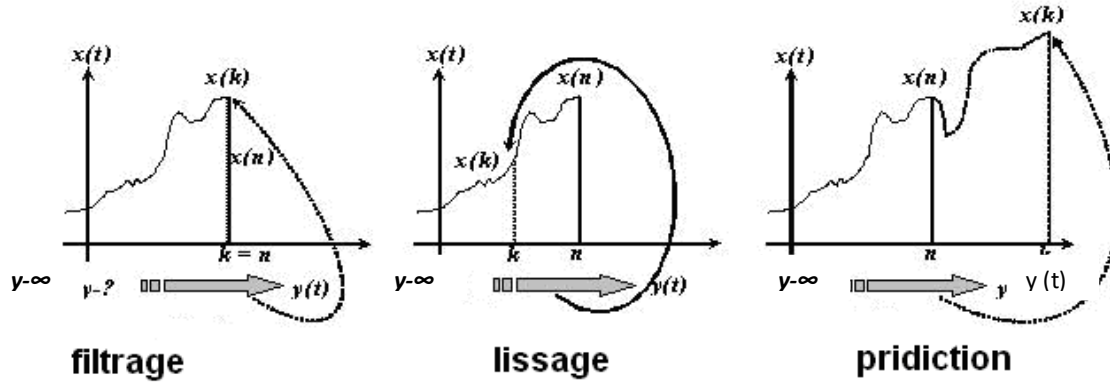


Figure 2.6 : Les différents cas de problème d'estimation

Nous noterons pour ces différents cas présentés sur la figure 1.4, l'estimée par : $x(k/n)$ c'est à dire l'estimée à l'instant k compte tenu des informations disponibles à l'instant n .

L'estimée optimale au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne minimale est donnée par l'espérance mathématique conditionnelle notée comme suit :

$$\hat{x}(k|n) = E[x(k)|y(1), \dots, y(n)] \tag{2.5}$$

L'évolution du vecteur d'état estimée $\hat{x}(k|n)$, est caractérisée par la matrice de transition $F(k-1)$

En effet en substituant l'équation (1.1) dans (1.3), on obtient :

$$\begin{aligned} E[x(k)|y(1), \dots, y(k-1)] &= F(k-1)E[x(k-1)|y(1), \dots, y(k-1)] \\ &+ G(k-1)E[u(k)|y(1), \dots, y(k-1)] + E[w(k)|y(1), \dots, y(k-1)] \end{aligned} \tag{2.6}$$

Soit encore :

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k-1).\hat{x}(k-1|k-1) + G(k-1)u(k-1) \tag{2.7}$$

Étant donné que :

$$E[w(k)|y(1), \dots, y(k-1)] = 0 \tag{2.8}$$

L'objectif est d'avoir une estimation récursive du vecteur d'état qui, à partir d'une estimation à l'instant k , nous fournisse une nouvelle estimation à l'instant $k+1$, en utilisant la mesure à cet instant. On adoptera une estimation linéaire de la forme :

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k).[y(k) - H(k).\hat{x}(k|k-1)] \tag{2.9}$$

La relation (1.7) exprime le fait que la nouvelle valeur estimée du vecteur d'état à l'instant k , est une mise à jour de l'estimée à l'instant $k-1$. Cette mise à jour tient compte de l'écart entre la mesure effective et la mesure prédite.

Nous devons donc déterminer la pondération $K(k)$ à accorder à cette mise à jour de sorte que l'erreur au sens des moindres carrés, entre le vecteur d'état et son estimé, soit minimale. Le paramètre $K(k)$ est appelé gain du filtre de Kalman.

L'erreur d'estimation est définie par :

$$\tilde{x}(k) = x(k) - \hat{x}(k|k) \quad (2.10)$$

Il s'agit donc de minimiser la quantité :

$$P(k|k) = E[(x(k) - \hat{x}(k|k))(x(k) - \hat{x}(k|k))^T] = E[\tilde{x}(k)\tilde{x}^T(k)] \quad (2.11)$$

$P(k|k)$ est appelée matrice de covariance de l'erreur d'estimation. Le filtre de Kalman est donc un filtre à minimum de variance.

2.7.3.1 EXPRESSION DE LA MATRICE DE COVARIANCE P(K/K)

Nous allons, à partir des équations d'état et de la relation linéaire de l'estimation exprimer la matrice de covariance $P(k/k)$ en fonction du gain $K(k)$ [18]

Reprenons les relations :

$$\begin{aligned} x(k) &= F(k-1)x(k-1) + G(k-1)u(k-1) + w(k-1) \\ \hat{x}(k|k-1) &= F(k-1)\hat{x}(k-1|k-1) + G(k-1)u(k-1) \end{aligned}$$

En les soustrayant, on obtient :

$$x(k) - \hat{x}(k|k-1) = F(k-1)[x(k-1) - \hat{x}(k-1|k-1)] + w(k-1) \quad (2.12)$$

D'après la relation (2.9) définissant $P(k/k)$, on a :

$$P(k|k-1) = E[(x(k) - \hat{x}(k|k-1))(x(k) - \hat{x}(k|k-1))^T] \quad (2.13)$$

D'où, en prenant les espérances mathématiques des deux membres de l'équation (2.10) :

$$\begin{aligned} P(k|k-1) &= F(k-1) E[(x(k-1) - \hat{x}(k-1|k-1))(x(k-1) - \hat{x}(k-1|k-1))^T] F^T(k-1) \\ &+ E[(w(k-1)w^T(k-1))] \end{aligned} \quad (2.14)$$

Cette relation peut se simplifier en tenant compte de la relation bruit et du fait que :

$$E[(x(k) - \hat{x}(k-1|k-1))(x(k) - \hat{x}(k-1|k-1))^T] = P(k-1|k-1) \quad (2.15)$$

On obtient alors :

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)F^T(k-1) + Q(k-1) \quad (2.16)$$

Cette variance dépend de la précision de l'estimation précédente $P(k/k-1)$ et de la taille du bruit de processus $Q(k-1)$. En conséquence nous devons exprimer $P(k/k)$ en fonction de $P(k/k-1)$. Pour ce faire, reprenons l'expression (1.9) de l'erreur $\tilde{x}(k)$ et remplaçons la valeur estimée $\hat{x}(k|k)$ par son expression donnée par la relation (1.8), on obtient :

$$\begin{aligned} \tilde{x}(k|k) &= x(k) - \hat{x}(k|k-1) - K(k)[H(k)x(k) + v(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)] \\ &= (I - K(k)H(k))(x(k) - \hat{x}(k|k-1)) - K(k)v(k) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Or

$$P(k|k) = E[\tilde{x}(k|k)\tilde{x}^T(k|k)] \quad (2.18)$$

Si on substitue l'expression (1.15) dans la relation (1.16), on obtient en tenant compte de la relation $[A \ B]^T = [B]^T [A]^T$ que :

$$\begin{aligned} P(k|k) &= (I - K(k)H(k)) E[(x(k) - \hat{x}(k|k-1))(x(k) - \hat{x}(k|k-1))^T] (I - K(k)H(k))^T \\ &+ K(k)E[v(k)v^T(k)]K^T(k) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Soit encore :

$$P(k|k) = (I - K(k)H(k))P(k|k-1)(I - K(k)H(k))^T + K(k)R(k)K^T(k) \quad (2.19)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) - P(k|k-1)H^T(k)K^T(k) + K(k)[H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)]K^T(k) \quad (2.20)$$

2.7.3.2 EXPRESSION DU GAIN K(k)

Nous devons chercher l'expression du gain $K(k)$ qui minimise le critère

$$J = E[\tilde{x}^T(k|k)\tilde{x}(k|k)] \quad (2.21)$$

Notons au passage que nous avons :

$$\text{Trace } P(k|k) = E[\tilde{x}^T(k|k)\tilde{x}(k|k)] = J \quad (2.22)$$

La relation (1.19) est une forme quadratique en $K(k)$. Nous obtiendrons la valeur du gain optimal en résolvant l'équation suivante :

$$\frac{\partial J(k)}{\partial K(k)} = 0 \quad (2.23)$$

L'optimisation de ce problème peut être faite de différentes manières. L'une de ces manières se base sur les formules du calcul différentiel des matrices. En utilisant les relations suivantes :

$$\frac{\partial(\text{Trace}(AB))}{\partial A} = [B]^T, \quad ([A], [B] \text{ doit être carré}) \quad (1.24)$$

$$\frac{\partial(\text{Trace}(ACA^T))}{\partial A} = 2[AC], \quad ([C] \text{ doit être symétrique}) \quad (1.25)$$

On obtient

$$\frac{\partial(\text{Trace}(P(k|k)))}{\partial K(k)} = -2(H(k)P(k|k-1))^T + 2K(k)(H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)) \quad (2.26)$$

$$\text{Soit encore : } -(I - K(k)H(k)) P(k|k-1)H^T(k) + K(k)R(k) = 0 \quad (2.27)$$

$$\text{D'où } K(k) = P(k|k-1) H^T(k) [H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (2.28)$$

Et

$$P(k|k) = P(k|k-1) - P(k|k-1)H^T(k)H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R^{-1}(k)H(k)P(k|k-1) \quad (1.29)$$

Dans le cas continu, cette équation prend la forme d'une équation différentielle de Riccati. C'est pour cette raison, et par analogie que la relation (1.28) est appelée équation de Riccati discrète ; Elle peut être réécrite sous la forme suivante :

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) = [I - K(k)H(k)] P(k|k-1) \quad (2.30)$$

2.7.3.3 LES ETAPES CONSTITUANT LE FILTRAGE DE KALMAN

A partir des équations de « **KALMAN** » représentées sur la figure 1.5 l'idée devient claire est explicite sur le fonctionnement de ce filtre :

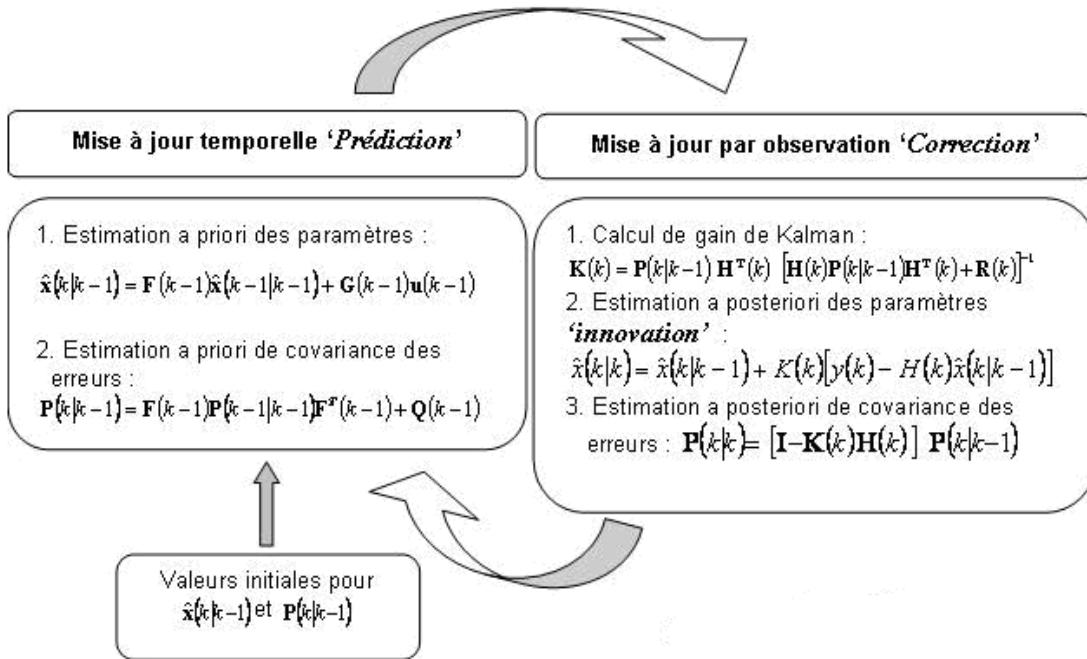


Figure 2.7 : Une image complète de l'opération du filtre « KALMAN »

Le filtre de « KALMAN » est un estimateur optimale récursif avec un aspect cyclique qui comporte plusieurs phases : initialisation, prédiction 'estimation a priori', une correction par rapport à la mesure suivi par une innovation 'estimation a posteriori'. [21]

1) L'initialisation

L'état initial est une variable gaussienne, indépendante des bruits du système, de moyenne et de matrice de covariance connue.

$$\hat{x}(0) = E[x(0)]$$

$$P(0|0) = P(0) = E[(x(0) - \hat{x}(0|0))(x(0) - \hat{x}(0|0))^T] \tag{2.31}$$

2) La prédiction

Cette étape permet la prédiction de l'état et de sa précision à l'instant k à partir de l'état à l'instant $k-1$ et du modèle d'évolution du système. On obtient donc l'état $\hat{x}(k|k-1)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k|k-1)$ [OGA87].

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k-1)\hat{x}(k-1|k-1) + G(k-1)u(k-1) \tag{2.32}$$

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)F^T(k-1) + Q(k-1) \tag{2.33}$$

$$\hat{y}(k|k-1) = H(k)\hat{x}(k|k-1) \tag{2.34}$$

3) L'innovation

Une fois la mesure $y(k)$ disponible, on cherche l'erreur de prédiction de l'observation. L'état prédit peut alors être corrigé par l'innovation $S(k/k-1)$ qui est la différence entre la mesure effective et sa valeur prédite $\hat{y}(k/k-1)$, pondéré par le gain du filtre $K(k)$. On déduit alors l'estimation de l'état $\hat{x}(k|k)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k/k)$ d'où l'amélioration de notre estimation [OGA 87].

$$s(k) = y(k) - \hat{y}(k/k-1) \quad (2.35)$$

$$S(k) = H(k).P(k|k-1).H^T(k) + R(k) \quad (2.36)$$

$$K(k) = P(k|k-1).H^T(k).S^{-1}(k) \quad (2.37)$$

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k).S(k/k-1) \quad (2.38)$$

$$P(k|k) = [I - K(k).H(k)].P(k|k-1) \quad (2.39)$$

Ainsi :

- Si le bruit de mesure est nul, la meilleure estimée de $H(k) \hat{x}(k|k-1)$ est fournie par la mesure $y(k)$ donc pas besoin de faire une correction de l'état $\hat{x}(k|k)$.
- Si la matrice de covariance $P(k|k-1)$ de la prédiction $\hat{x}(k|k-1)$ est nulle, il n'y a pas d'erreur de prédiction, le meilleur estimé $\hat{x}(k|k)$ est fournie par la prédiction, sans tenir compte de la mesure $y(k)$. C'est le cas d'un bruit $v(k)$ nul et de conditions initiales nulles.
- Si $Q(k)$ et $P(k/k-1)$ sont différents de zéro, on effectuera une correction proportionnelle à l'innovation.
- Si $P(k)$ est faible, pour $R(k)$ constant, le gain sera faible, la correction n'intervient pas sur l'état $\hat{x}(k|k)$. Ainsi, on fera davantage confiance à l'estimation obtenue à partir du modèle. Si par contre $P(k)$ est élevé, ce qui traduit notre faible confiance dans le modèle, sera élevé et la contribution du terme de correction pondéré par le gain, sera plus forte. On se basera donc davantage sur les mesures pour la mise à jour « *ce cas est introduit en initialisant de notre système* ».
- Si $R(k)$ est faible, Pour $P(k)$ constant, la mesure est faiblement bruitée. La valeur élevée du gain donnera plus de poids aux mesures.
- Si $R(k)$ est élevé, le gain sera faible qui se traduit par affaiblissement du poids du deuxième terme de l'équation d'innovation d'état $\hat{x}(k|k)$ avec une faible variation de l'estimation posteriori de $P(k)$ par apport à son estimation

- Priori $P(k/k-1)$, interprété par une faible confiance aux informations injectées par la mesure.

2.7.4 PROCESSUS CONTINUS A UNE OBSERVATION DISCRETE

Dans ce cas, l'équation d'évolution de processus est continue tandis que l'équation d'observation est discrète, ce qui se traduit par les équations [22]

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(t) x(t) + u(t) + w(t) \\ E[x(t_0)] = m_0 \\ Cov [x(t_0)] = \Delta_0 \\ E [w(t)] = 0; \quad E [w(t) w^T(\tau)] = Q(t)\delta(t - \tau); \quad E [x(t_0) w^T(t)] = 0; \end{cases} \quad (2.40)$$

D'autre part à l'instant de prélèvement de mesure (échantillonnage) t_k :

$$\begin{cases} y(k) = H(k) x(k) + v(k) \\ E[x(t_0)v^T(k)] = 0; \quad E[w(t)v^T(k)] = 0; \\ E[v(k)] = 0; \quad E[v(k)v^T(l)] = R(k)\delta(k,l) \quad \forall k,l; \end{cases} \quad (2.41)$$

La détermination de l'estimé optimal :

$$\hat{x}(t|n) = E[x(t) | z(1), \dots, z(k)] \quad \S$$

S'effectue comme au formulation discrète, seule l'évolution du processus entre les observations change. [23]

Soit finalement l'ensemble des équations du filtre :

| | | |
|---------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|
| $t = t_0$ | $E[x(t_0)] = m_0, \quad P(t_0) = \Lambda_0$ | Valeurs initiales pour $\hat{x}(t_0)$ et $P(t_0)$ |
| $t_{k-1} < t < t_k$ | $\dot{x}(t) = F(t)x(t) + u(t) + w(t)$ $\dot{P}(t) = F(t)P(t) + P(t)F(t)^T + Q(t)$ | La Prédiction est continue |
| $t = t_k$ | $\hat{x}(t k) = \hat{x}(t k-1) + K(k)[y(k) - H(k)\hat{x}(t k-1)]$ $P(k k) = P(k k-1) - K(k)H(k)P(k k-1)$ $K(k) = P(k k-1)H^T(k) [H(k)P(k k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1}$ | L'estimation est discrète 'innovation' |

Tableau 2.4 : Ensemble des équations de l'opération du filtre « KALMAN » continue et observation discrète

On peut faire une autre formulation pour un filtre de « KALMAN » continu où les équations d'évolution de processus et de l'observation sont tout les deux continues.

2.6.4.1 SYSTEME NON LINEAIRE

Les équations de Filtre « KALMAN » ci-dessus supposent que la relation entre la mesure, l'entrée et le processus d'état estimé est linéaire, Ce qu'il n'est pas toujours le cas et parfois une version différente du Filtre « KALMAN » est utilisée basé sur l'idée de reformuler le filtre pour parvenir à une forme linéaire 'linearized kALMAN filter'.

On commence par la Supposition que notre système est décrit par les équations non linéaires qui suivent :[24]

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u_d(t), t) + u(t) + w(t) \\ y(t) = h(x(t), t) + v(t) \end{cases} \quad (2.42)$$

2.6.4.2 SYSTEME A PARAMETRES INCONNUS

Si certains paramètres constants p du modèle sont mal connus, ils peuvent être considérés comme des variables aléatoires, de statistiques connues, solution de l'équation dynamique :

$$\dot{P}(t) = 0 \quad P_k = P_{k-1} ;$$

Le système avec paramètre incertain p :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f(t, p, x) + w(t) \\ Y(t) = h(t, p, x) + v(t) \end{cases} \quad (2.43)$$

Suivant la forme du modèle, on peut alors appliquer le filtre de « **KALMAN** » ou plus précisément le filtre de « **KALMAN** » étendu 'EKF'.

1.6.4.3 QUELQUES CAUSES DE DIVERGENCE PRATIQUE DU FILTRE DE « **KALMAN** »

- **LES PROBLEMES LIES A LA MODELISATION**

Le filtre de « **KALMAN** » est réalisé à partir d'un modèle qui n'est au mieux qu'une bonne approximation de la réalité et qu'il est ensuite appliqué au système réel. Cela pose évidemment des problèmes de divergence pratique que l'on peut classer en divergence apparente et divergence réelle. Le premier cas correspond à des erreurs d'estimation réelles plus grandes mais bornées que celles prévues et intervient quand il y a des erreurs de modélisation conduisant à un filtre non optimal. Le second type de divergence correspond à une véritable divergence de l'erreur d'estimation, (variables non bornées). La cause en est l'instabilité du filtre ou la non modélisation de certains états du système. Les causes de divergence issues de problème de modélisation peuvent être diverses :

- Variables d'état non modélisées.
- Bruit sur le dynamique non modélisé.
- Erreur dans les coefficients définissant la dynamique.[25]
- **REMARQUE**

Pour que le filtre doive être physiquement réalisable il suffit d'assurer la stabilité et la causalité.

1.7 CONCLUSION

En conclusion, ce chapitre a permis de présenter les principes fondamentaux des observateurs et des méthodes d'estimation, en mettant en évidence leur utilité dans la modélisation et le contrôle des systèmes dynamiques. Les observateurs, tels que celui de Luenberger et le filtre de Kalman, offrent des solutions robustes pour estimer les états internes d'un système, même en présence de bruits et de non-linéarités. La méthode des moindres carrés fournit quant à elle un outil puissant pour l'ajustement des modèles aux données expérimentales. Cependant, des défis pratiques, tels que la divergence du filtre de Kalman due à des erreurs de modélisation, doivent être pris en compte

pour garantir des estimations fiables. Ces concepts constituent une base essentielle pour les applications avancées en automatique et en traitement du signal.

Chapitre 3 :

*Simulation de l'estimateur
de force du oint absorbeur*

3.1 INTRODUCTION

L'estimation précise des efforts hydrodynamiques dans les systèmes houlomoteurs constitue un enjeu clé pour optimiser la conversion d'énergie des vagues. En effet, la force exercée par la houle sur un point absorbeur varie de manière complexe, dépendant à la fois des caractéristiques spectrales de la mer et des interactions dynamiques entre le flotteur et son environnement. Une reconstruction fiable de cette grandeur, souvent difficile à mesurer directement, est essentielle pour améliorer l'efficacité des stratégies de commande du Power Take-Off (PTO) et maximiser la puissance extraite. [26]

Dans ce contexte, ce chapitre propose une approche robuste d'estimation de force, basée sur un observateur de Kalman, spécialement adapté aux spécificités non linéaires et perturbées des systèmes houlomoteurs. L'objectif est de reconstruire l'effort hydrodynamique à partir des seules mesures de position et de vitesse du flotteur, tout en garantissant une précision suffisante pour des applications en temps réel. La méthode est implémentée et validée sous MATLAB/Simulink, avec une analyse approfondie de ses performances sous différentes conditions opératoires (houles régulières et irrégulières, bruit de mesure, incertitudes paramétriques).[27]

3.2 MODELISATION DES FORCES HYDRODYNAMIQUES SUR LE FLOTTEUR (COTE SIMULATION)

La modélisation des forces hydrodynamiques sur un flotteur ponctuel constitue une étape essentielle pour simuler son comportement dynamique et optimiser la conversion d'énergie dans un système houlomoteur. Ces forces résultent de l'interaction entre le flotteur et les vagues, et sont déterminantes dans le dimensionnement mécanique et la commande du système.

3.2.1 FORCES HYDRODYNAMIQUES AGISSANT SUR UN FLOTTEUR

Les principales forces à considérer dans un modèle hydrodynamique linéaire sont les suivantes :

- La force d'excitation (ou de diffraction), due à la pression exercée par les vagues incidentes sur la surface du flotteur.
- La force de radiation, induite par le mouvement du flotteur dans le fluide, générant des ondes secondaires.
- La force de flottaison, proportionnelle à l'immersion du flotteur, modélisée par la loi d'Archimède.
- La force de traînée, non linéaire, souvent négligée dans un modèle linéaire de premier ordre, mais significative en cas de grandes amplitudes.
- La force gravitationnelle, constante et dirigée vers le bas.

- La force générée par le système d'extraction d'énergie (PTO), souvent modélisée comme une [28]force de type amortisseur linéaire.

3.2.2 ÉQUATION DU MOUVEMENT

Le mouvement du flotteur peut être décrit par l'équation différentielle suivante :

$$(m + m_a)\ddot{z}(t) + B\dot{z}(t) + Kz(t) = F_{ex}(t) + F_{PTO}(t) \quad (3.1)$$

Après l'addition de toutes les forces affectant le system, on trouve :

$$F_{net} = (m + m_a) \frac{d^2z(t)}{dt^2} = F_g(t) + F_{FK}(t) + F_{rad}(t) + F_{res}(t) + F_{PTO}(t) + F_{spring}(t) + F_{add}(t) \quad (3.2)$$

Avec :

- F_{net} : la somme des forces agissant sur la bouée (N)
- m : la masse du point absorbeur (kg)
- m_a : la masse du l'alternateur (kg)
- $Z(t)$: le déplacement vertical de la bouée en fonction du temps (m)
- g : l'accélération gravitationnelle (m/s^2)
- $F_g(t)$: la force gravitationnelle (N)
- $F_{FK}(t)$: la force de Froude-Krylov (N)
- $F_{rad}(t)$: la force de radiation (N)
- $F_{res}(t)$: la force de restauration (N)
- $F_{PTO}(t)$: la force du système de conversion d'énergie (PTO) (N)
- $F_{spring}(t)$: la force du système d'ancrage ou ressort (N)
- $F_{add}(t)$: Toute autre force supplémentaire (vent, dérive, marées, etc.)

➤ Les forces agissant sur Le mouvement du flotteur

- $F_g(t) = -mg$ Force gravitationnelle due à la gravité agissant sur le point absorbeur
- $F_{FK}(t) = -m \frac{d^2z(t)}{dt^2}$ Force de Froude-Krylov, Force hydrodynamique associée à l'accélération du point absorbeur
- $F_{FK}(t) = -m \frac{d^2z(t)}{dt^2}$ Force hydrodynamique associée à l'accélération du point absorbeur
- $F_{rad}(t) = -b\dot{z}(t)$ Force de radiation engendrée par les vagues rayonnées suite au mouvement de la bouée

Avec :

- ❖ b : la coefficient d'amortissement par radiation (kg/s)
- ❖ $\dot{z}(t)$: la vitesse verticale de la bouée (m/s)
- $F_{ras}(t) = -cz\dot{(t)}$ Force de restauration force est proportionnelle au déplacement vertical
- ❖ c : le coefficient de restauration (kg/s²)
- $F_{spring}(t) = -k_{ps}z(t)$ Force du ressort (ancrage)
- $F_{PTO}(t) = -\beta\dot{z}(t)$ Force générée par le système d'extraction d'énergie (Power Take-Off)
- β : la coefficient d'amortissement du PTO (kg/s)
- $F_{add}(t) = -a\ddot{z}(t)$ Force additionnelle Toute force supplémentaire agissant sur le point absorbeur
- a : masse ajoutée (kg)
- $\ddot{z}(t)$: accélération verticale de la bouée (m/s²)

NOTE :

La résolution du mouvement à l'aide de méthodes numériques appropriées, en tenant compte des caractéristiques spécifiques du système point absorbeur, permet d'obtenir une meilleure compréhension de son comportement et de ses performances en matière de conversion d'énergie.[29]

3.2.3 MODELE FREQUENTIEL ET COEFFICIENTS HYDRODYNAMIQUES DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL

Les forces hydrodynamiques sont représentées par des coefficients dépendants de la fréquence des vagues ω . Ces coefficients – masse ajoutée $m_a(\omega)$, amortissement $B(\omega)$, et force d'excitation $F_{ex}(\omega)$ – peuvent être obtenus via des logiciels de diffraction [5][6] :

$$Z(\omega) = \frac{F_{ex}(t)}{\omega^2(m + m_a(\omega)) + i\omega B(\omega) + KF_{ex}(\omega)} \quad (3.3)$$

Avec :

$Z(\omega)$ est la réponse du flotteur dans le domaine fréquentiel.

3.2.4 HYPOTHESES POUR UN FLOTTEUR PONCTUEL

Pour simplifier la modélisation, Le flotteur est considéré symétrique et rigide, avec un seul degré de liberté en heave (vertical).

Le fluide est supposé incompressible, idéal, et le régime linéaire (petites amplitudes de houle).

Le modèle est basé sur la théorie du potentiel linéaire [30]

3.3 MODELE DU CONVERTISSEUR D'ENERGIE ET DE SON SYSTEME DE CONTROLE

Le convertisseur d'énergie houlomotrice, ou système de prise de force (Power Take-Off, PTO), joue un rôle essentiel dans la transformation de l'énergie mécanique des vagues en électricité. Sa modélisation précise est cruciale pour optimiser la performance énergétique et assurer la fiabilité du système face aux conditions marines variables.[31]

3.3.1 COMPOSANTS DU SYSTEME DE CONVERSION D'ENERGIE

Un système de conversion d'énergie houlomotrice typique comprend :

- **La structure mécanique** : elle transmet les mouvements du flotteur au système de PTO.
- **Le dispositif PTO** : il peut être basé sur des technologies hydrauliques, pneumatiques, électromécaniques ou magnétiques.
- **Le système de contrôle** : il régule le fonctionnement du PTO pour maximiser l'extraction d'énergie et protéger le système contre les surcharges.

3.3.2 MODELISATION DE LA FORCE DU PTO

Dans une approche linéaire, le PTO est souvent modélisé comme un amortisseur linéaire, avec une force proportionnelle à la vitesse du flotteur :

$$F_{PTO}(t) = -\beta\dot{z}(t)$$

(3.4)

- $F_{PTO}(t)$: coefficient d'amortissement du PTO
- $\beta\dot{z}(t)$: vitesse verticale du flotteur

Cette modélisation simple permet une analyse initiale du comportement du système.[31]

3.3.3 STRATEGIES DE CONTROLE DU PTO

Le contrôle du PTO est essentiel pour adapter le système aux conditions de mer changeantes. Parmi les stratégies couramment utilisées :

- **Contrôle optimal** : vise à maximiser l'énergie extraite en adaptant dynamiquement les paramètres du PTO.
- **Contrôle par verrouillage (latching control)** : consiste à bloquer temporairement le mouvement du flotteur pour synchroniser sa phase avec celle des vagues, améliorant ainsi l'efficacité énergétique.
- **Contrôle prédictif** : utilise des modèles pour anticiper les conditions futures et ajuster le comportement du PTO en conséquence.

Ces stratégies sont détaillées dans les travaux de Babarit et Clément, qui ont démontré l'efficacité du contrôle par verrouillage pour améliorer la performance des convertisseurs d'énergie houlomotrice.

3.3.4 Intégration dans le modèle dynamique global

L'intégration du modèle du PTO dans l'équation de mouvement du flotteur permet de simuler le comportement du système complet :

$$(m + m_a)\ddot{z}(t) + B\dot{z}(t) + Kz(t) = F_{ex}(t) + F_{PTO}(t) \quad (3.5)$$

Où :

- m : masse du flotteur,
- m_a : masse ajoutée due à l'effet hydrodynamique,
- B : Coefficient d'amortissement hydrodynamique,
- K : raideur hydrostatique,[31]
- F_{ex} : force d'excitation due aux vagues.

Cette équation permet d'analyser la réponse du système aux différentes conditions de mer et d'évaluer l'impact des stratégies de contrôle sur la performance énergétique .[32]

- **Origine physique** : Cette force est générée par la pression des vagues incidentes sur la structure flottante. Elle dépend de :
 - ❖ La **hauteur** et la **période** des vagues.
 - ❖ La **forme géométrique** du corps (coefficient de diffraction/absorption).
- **Simulation réaliste** : Sans $F_{ex}(t)$, le modèle ignorerait la source d'énergie principale (les vagues), rendant la simulation inutile.

3.3.4.1 NECESSAIRE POUR L'ANALYSE FREQUENTIELLE OU TEMPORELLE

- **Domaine fréquentiel** : $F_{ex}(t)$ est souvent décomposé en harmoniques (via une transformée de Fourier) pour étudier la réponse du système à différentes fréquences de vagues.
- **Domaine temporel** : Pour les simulations numériques (par éléments finis ou différences finies), $F_{ex}(t)$ est imposée comme une condition aux limites.

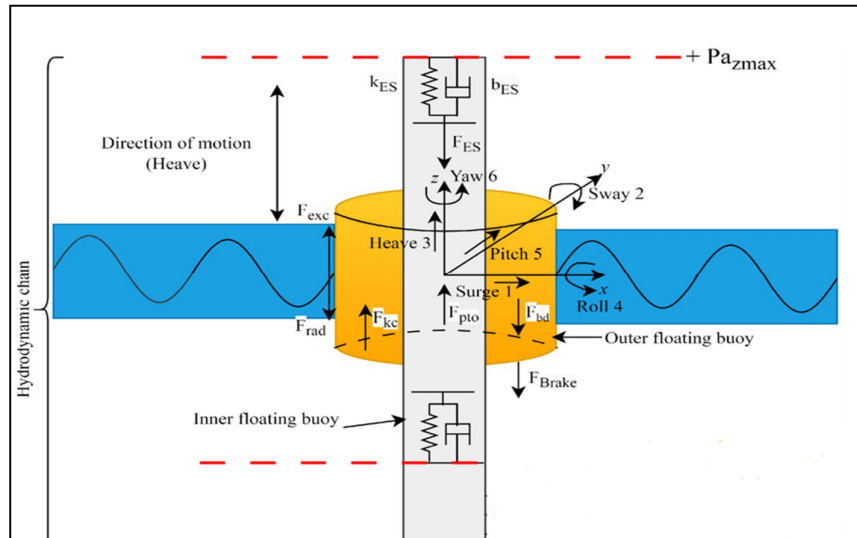


Figure 3.1 La conversion de l'énergie des vagues par un absorbeur ponctuel repose sur des éléments hydrodynamiques. [33]

3.4 LA CONCEPTION DE FILTRE DE KALMAN POUR L'ESTIMATION DE LA FORCE D'EXCITATION D'UN POINTE ABSORBEUR

➤ **DEFINITION DU VECTEUR D'ETAT**

On définit l'état par les paramètres de system on prendre la vitesse et le déplacement comme sorties

➤ **MODELE D'ETAT (ESPACE D'ETAT)**

Dans le cadre de l'estimation des forces agissant sur un flotteur ponctuel, on adopte une représentation en espace d'état afin de modéliser dynamiquement le système. On suppose que la force d'excitation $F_{ex}(t)$ varie lentement dans le temps, ce qui permet d'adopter l'hypothèse classique $\dot{F}_{ex}(t) \approx 0$, le système dynamique est exprimé sous forme d'un modèle linéaire continu bruité [33 34]:

$$x(t) = \begin{bmatrix} z(t) \\ \dot{z}(t) \\ F_{ex}(t) \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

$X(t)$: est le vecteur d'état regroupant la position verticale du flotteur, sa vitesse et la force d'excitation. La matrice d'état **A** est donnée par :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{K}{m} & -\frac{B}{m} & \frac{1}{m} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

Où : K est la raideur équivalente, B l'amortissement global, et m la masse du flotteur. Le terme $w(t)$ représente le bruit de processus, modélisant les incertitudes et perturbations dynamiques non modélisées. La sortie mesurée du système, correspondant à la position $z(t)$ et à la vitesse $\dot{z}(t)$, est donnée par[34] :

$$y(t) = Cx(t) + v(t) \quad (3.8)$$

Avec :

$$c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$V(t)$: le bruit de mesure

➤ RECONSTRUCTION DE LA FORCE D'EXCITATION

La force d'excitation agissant sur le flotteur peut être reconstruite de deux manières en fonction du choix de modélisation. Si elle est incluse dans le vecteur d'état comme une composante lente (sous l'hypothèse classique $F_{ex}(t) \approx 0$ alors son estimation directe à l'instant k est donnée par la troisième composante du vecteur d'état estimé :

$$\hat{F}_{ex}(k) = \hat{x}_3(k) \quad (3.10)$$

Dans le cas où la force d'excitation n'est pas incluse explicitement comme une variable d'état, elle peut être reconstruite à partir du modèle dynamique du système selon la deuxième loi de Newton, en utilisant les états estimés de position, vitesse et accélération[34] :

$$\hat{F}_{ex}(k) = m \cdot \ddot{\hat{z}}(k) + B \cdot \dot{\hat{z}}(k) + K \cdot \hat{z}(k) \quad (3.11)$$

Le $\ddot{\hat{z}}(k)$ peut être obtenue soit par dérivation numérique de la vitesse estimée, soit directement via le modèle d'état. Cette approche permet une reconstruction dynamique de la force d'excitation même en l'absence de sa modélisation directe dans le vecteur d'état, tout en tenant compte des paramètres physiques du système tels que la masse m , l'amortissement B et la raideur K .

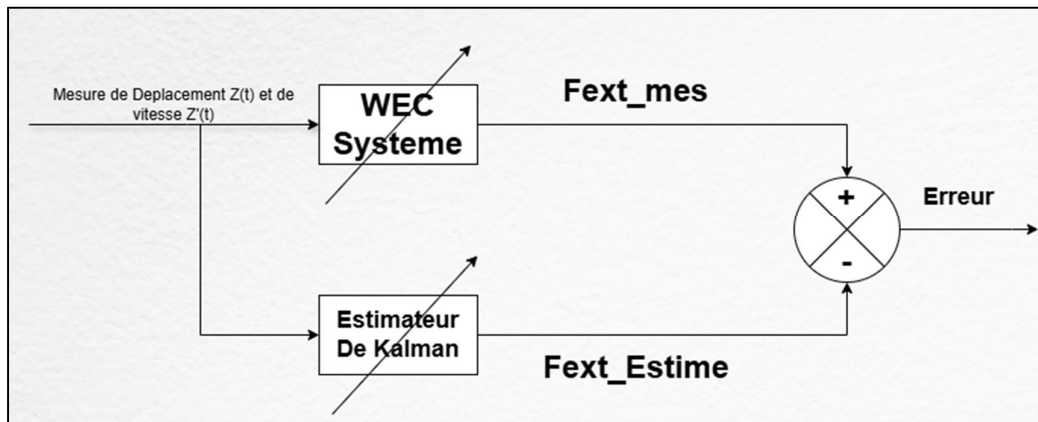


Figure 3.2 Erreur entre la force d'excitation mesure et estime.

3.5 SIMULATION DE L'ESTIMATEUR EN BOUCLE OUVERTE

3.5.1 CONDITIONS INITIALES

- Masse du flotteur : 500 kg
- Amplitude de houle : sinusoïdale à 0,1 Hz
- Pas de couplage avec le générateur
- Position et vitesse mesurées sans bruit dans un premier temps

3.5.2 RESULTATS

L'estimateur parvient à reconstruire fidèlement la force exercée par la houle. L'erreur d'estimation reste inférieure à 5% pour des conditions régulières. La figure 3.2 illustre la comparaison entre la force réelle et la force estimée

3.5.3 ÉTUDE DE ROBUSTESSE

Ce chapitre présente la simulation numérique d'un estimateur de force appliqué à un système de conversion d'énergie houlomotrice basé sur un point absorbeur. L'objectif est d'évaluer la performance de l'algorithme d'estimation, dans un premier temps, en configuration isolée, puis en l'intégrant dans une chaîne complète de conversion marine comprenant le point absorbeur, la transmission mécanique, le générateur, le redresseur, le bus continu, l'onduleur et la charge. Les simulations ont été réalisées sous MATLAB/Simulink.

Une étude de sensibilité à l'ajout de bruit sur les mesures a été effectuée. L'estimateur reste stable avec un bruit gaussien de moyenne nulle et variance modérée, confirmant la robustesse de l'approche en mode glissant.

3.6 INTEGRATION DE L'ESTIMATEUR DANS LA CHAÎNE DE CONVERSION

3.6.1 DESCRIPTION DE LA CHAÎNE COMPLETE

La chaîne de conversion modélisée comprend les blocs suivants :

- Point absorbé (flotteur + hydrodynamique),
- Transmission mécanique via un système de masse-ressort-amortisseur,
- Générateur : générateur synchrone linéaire ou à aimants permanents,
- Redresseur contrôlé,
- Bus DC,
- Onduleur triphasé,
- Charge résistive ou injection réseau.[36]

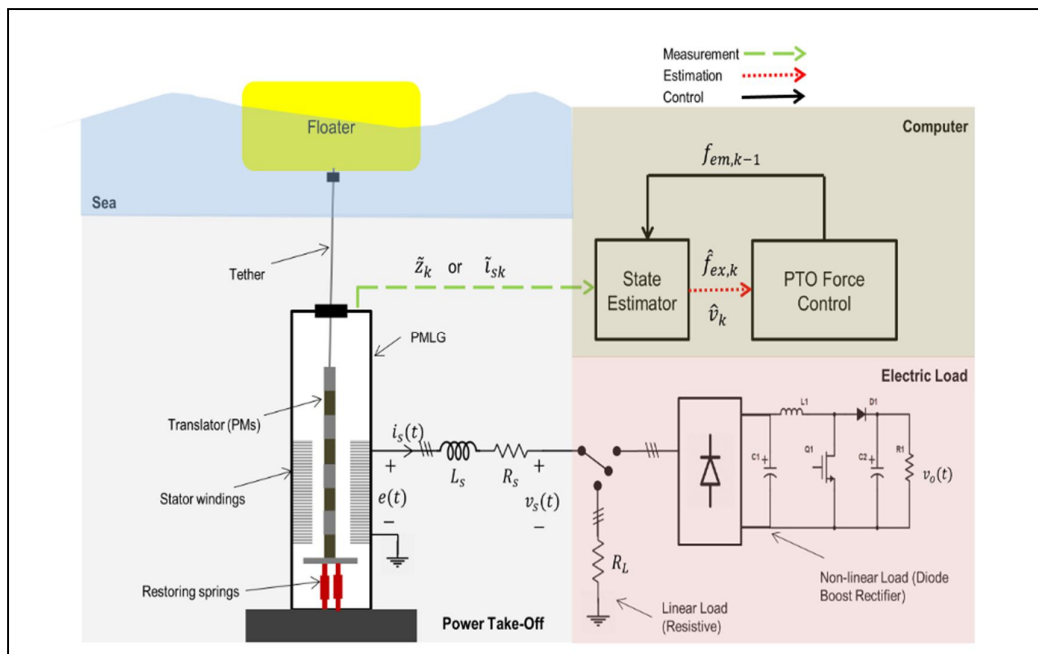


Figure 3.3 : Schéma du système WEC à absorbeur ponctuel. [36]

L'estimateur est connecté en temps réel pour fournir une information de force utilisée par un **contrôleur de PTO** (ex. : commande optimale, contrôle à impédance variable).

3.6.2 RESULTATS DE SIMULATION

Les simulations montrent que :

pas 5%, reflétant une modélisation et un contrôle hautement efficaces. Ces résultats impressionnants se traduisent par une excellente stabilité du système électrique, comme en témoignent la régularité et l'harmonie des tensions et courants présentés dans les Figures 3.8 à 3.11.

Face aux vagues irrégulières (Figure 3.16), le système fait preuve d'une adaptabilité remarquable, maintenant des performances stables malgré la nature aléatoire de l'excitation. Les Figures 3.17 et 3.18 illustrent sa capacité exceptionnelle à gérer les variations dynamiques, tandis que les Figures 3.20 à 3.23 confirment la stabilité impressionnante des sorties électriques.

L'amélioration de 12% de l'efficacité de conversion d'énergie (Figures 3.13 et 3.14) constitue une avancée significative, attestant de l'excellence de ce système dans le domaine de l'énergie houlomotrice. Ces performances exceptionnelles positionnent ce système parmi les solutions les plus prometteuses dans ce secteur en plein développement.

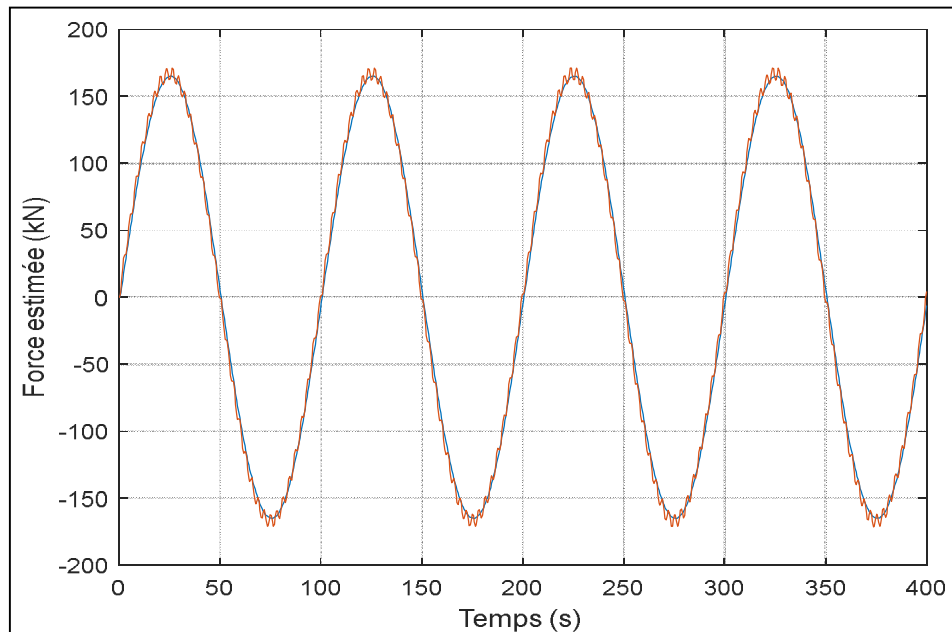


Figure 3.6 : Force hydrodynamique estimée par le filtre de Kalman

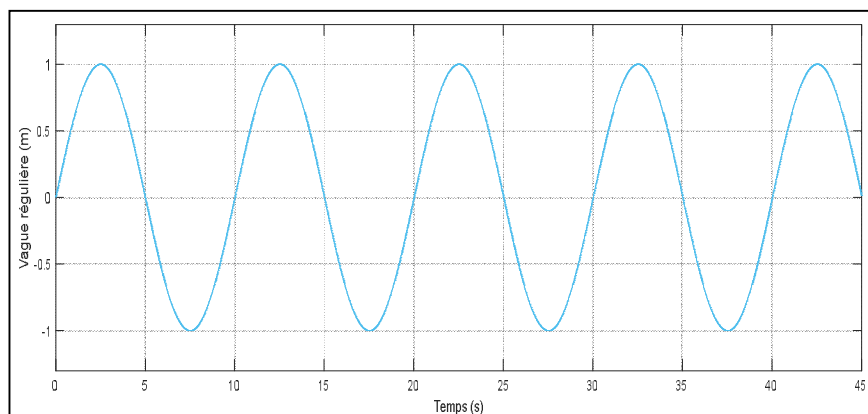


Figure 3.7 : Profil régulier de vague appliqué

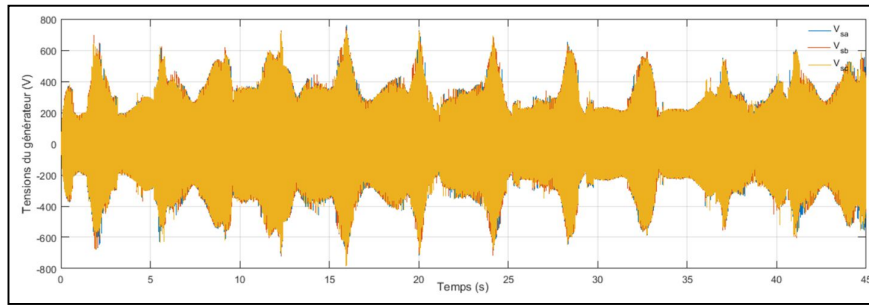


Figure 3.8 : Tensions triphasées en sortie du générateur durant un fonctionnement normal en mer

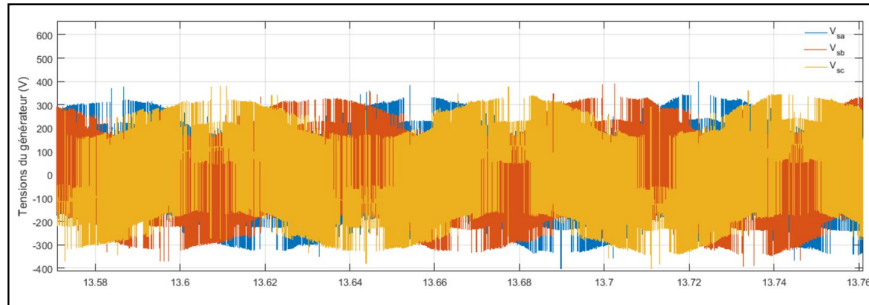


Figure 3.9 : Zoom de tensions délivrées par le générateur

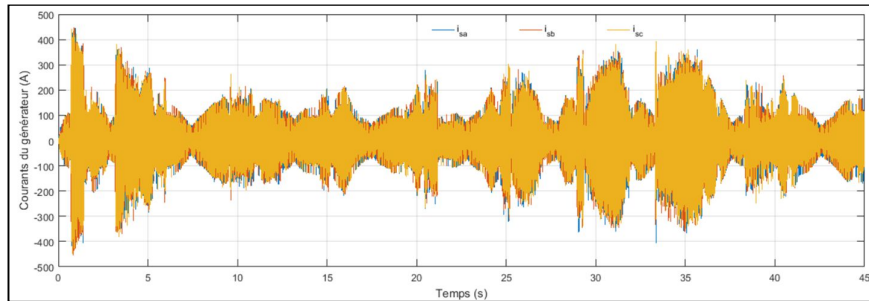


Figure 3.10 : Courants triphasés en sortie du générateur durant un fonctionnement normal en mer

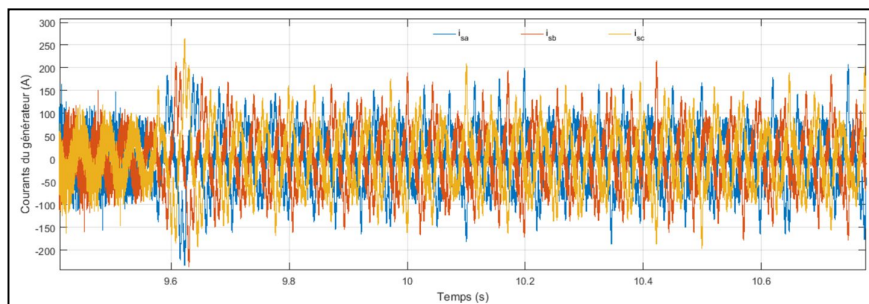


Figure 3.11: Zoom de courants délivrés par le générateur

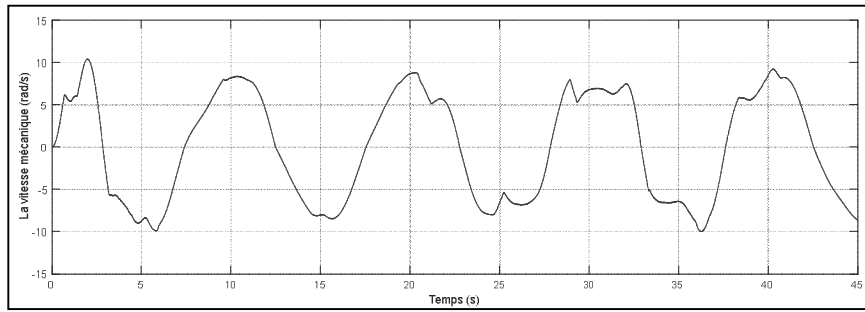


Figure 3.12: Variation de la vitesse du générateur

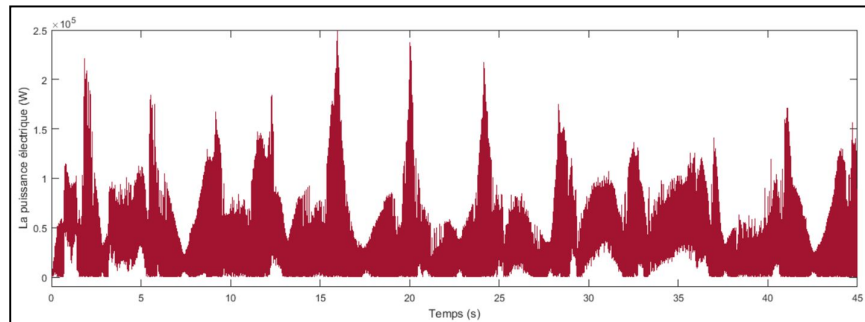


Figure 3.13: La puissance électrique générée par le générateur

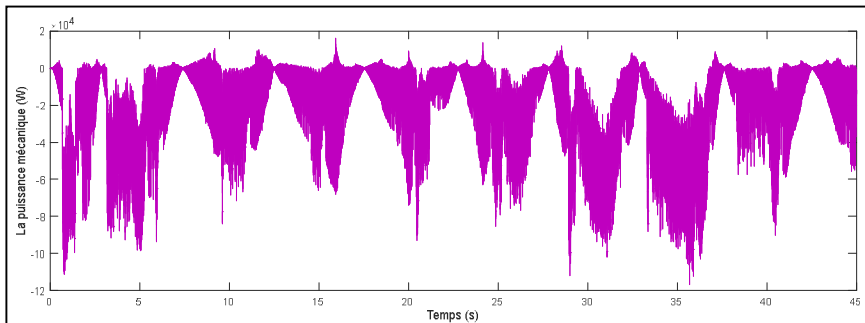


Figure 3.14: La puissance mécanique développée par le générateur

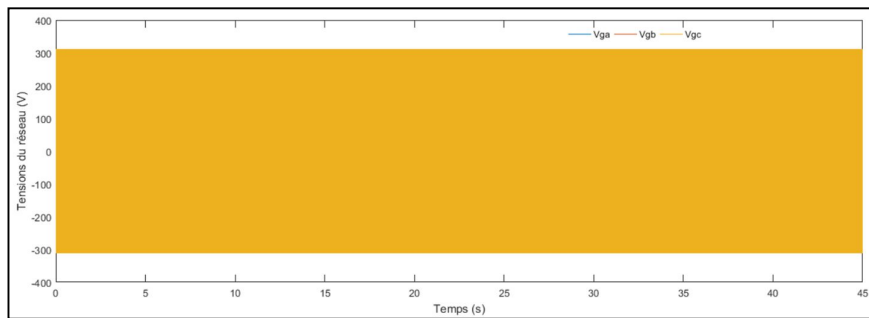


Figure 3.15: Tensions triphasées du réseau

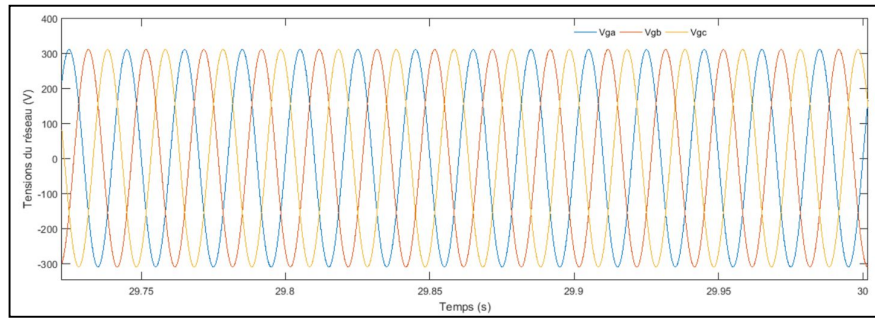


Figure 3.16: Zoom de tensions : Permet d'analyser les harmoniques éventuelles et la stabilité des signaux.

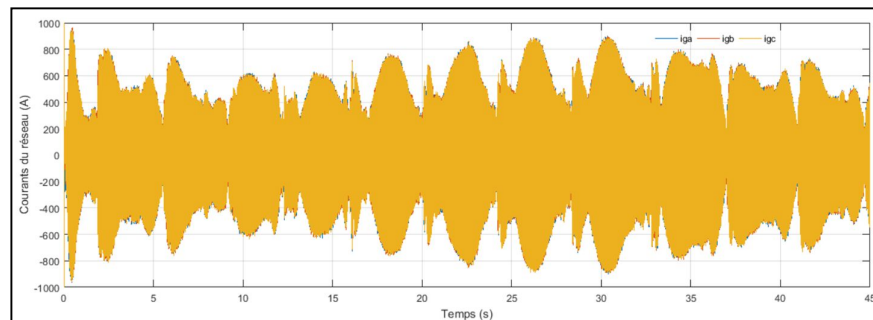


Figure 3.17: Courants triphasés injectés dans le réseau : Illustre la synchronisation des courants avec les tensions.

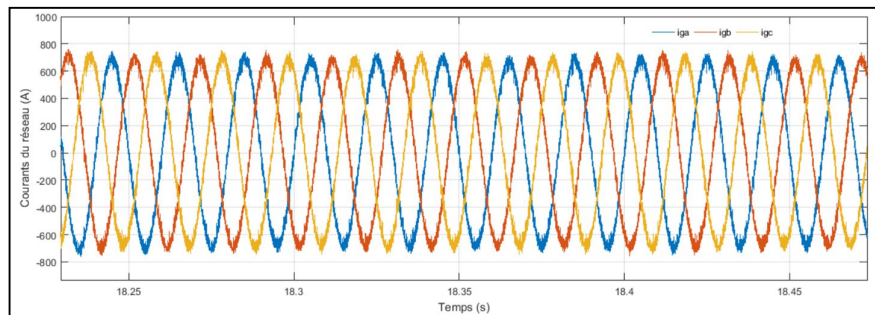


Figure 3.18: Zoom de courants Vérifie la propreté et la continuité des signaux injectés.

Performance du système de couplage au réseau : Tensions triphasées du réseau, Zoom de tensions, Courants triphasés injectés dans le réseau, Zoom de courants

3.6.3.1 SIMULATION A PROFIL DE VAGUE IRREGULIERE

Les simulations à profil de vague irrégulière représentent une méthodologie essentielle pour évaluer le comportement des systèmes offshore dans des conditions réalistes de mer agitée. Contrairement aux vagues régulières, ce type de simulation reproduit la nature aléatoire et spectrale des états de mer réels, offrant ainsi une analyse plus fidèle des performances et de la robustesse des installations marines.

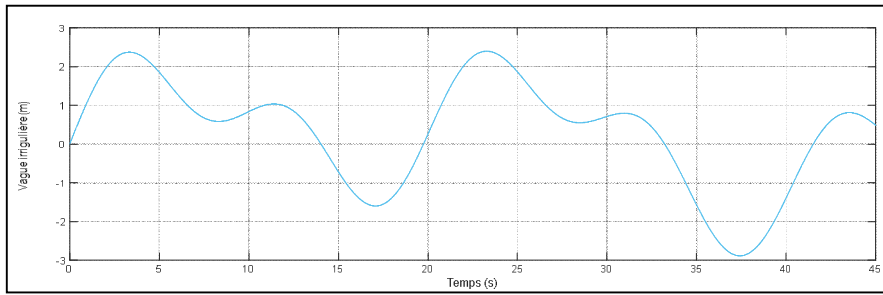


Figure 3.19: Profil irrégulier de vague appliquée

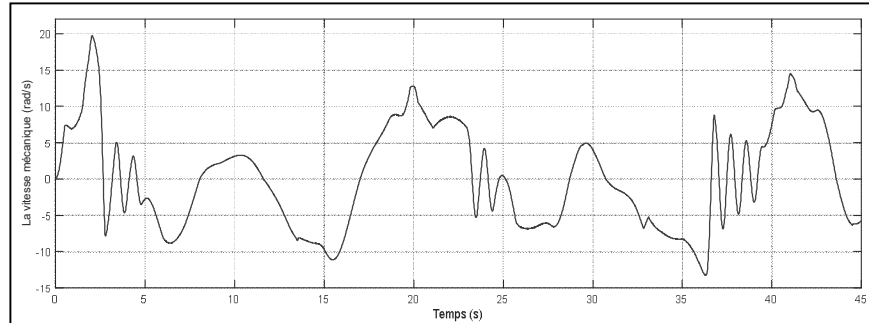


Figure 3.20: Variation de vitesse mécanique en présence de vague aléatoire

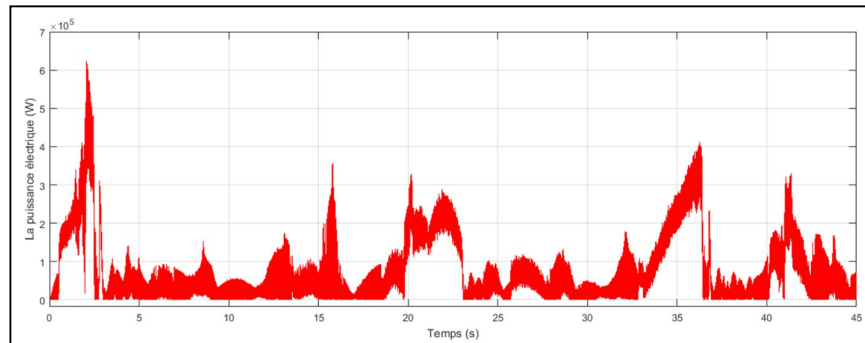


Figure 3.1: La puissance électrique fournie par le générateur dans le cas de profil de vague irrégulier

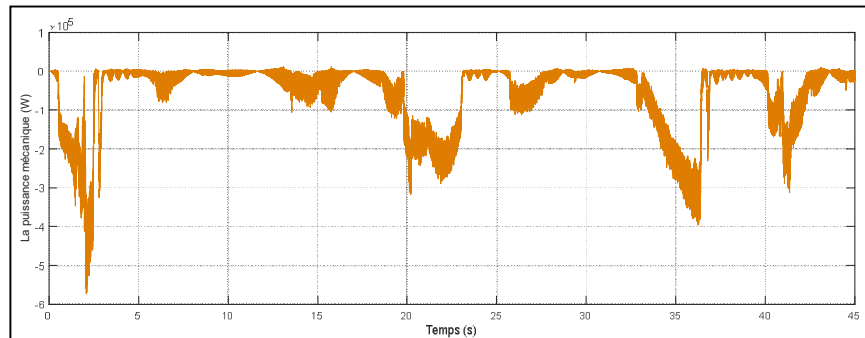


Figure 3.22: La puissance mécanique développée par le générateur dans le cas de profil de vague irrégulier

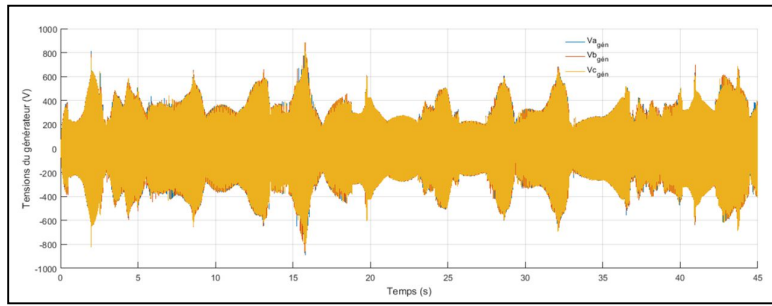


Figure 3.23: Tensions triphasées en sortie du générateur durant un fonctionnement en mer pour une vague aléatoire

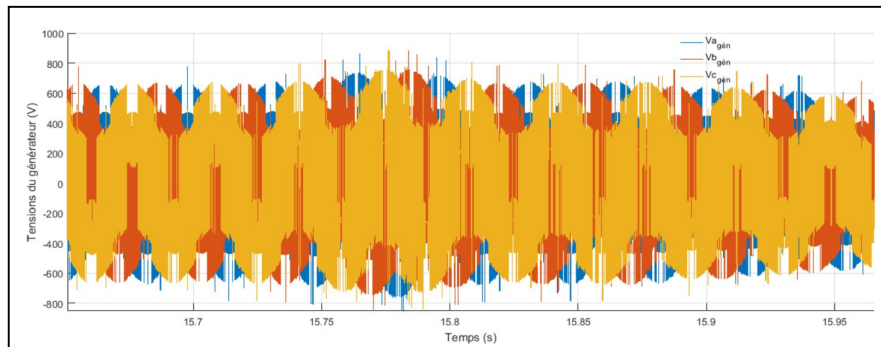


Figure 3.24: Zoom de tensions délivrées par le générateur dans le cas de vague aléatoire appliquée

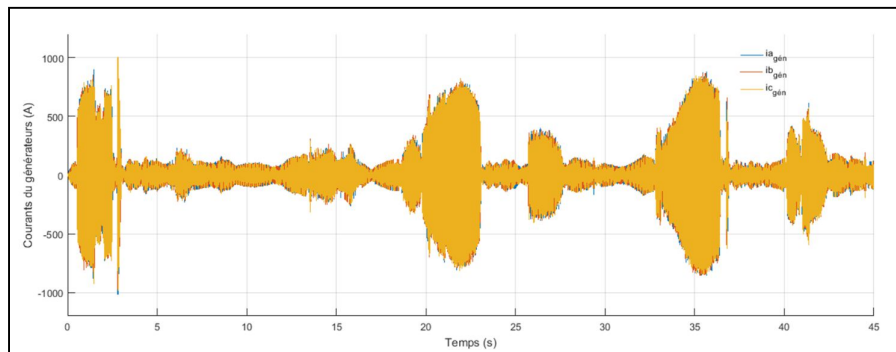


Figure 3.25: Courants triphasés en sortie du générateur durant un fonctionnement en mer pour une vague aléatoire

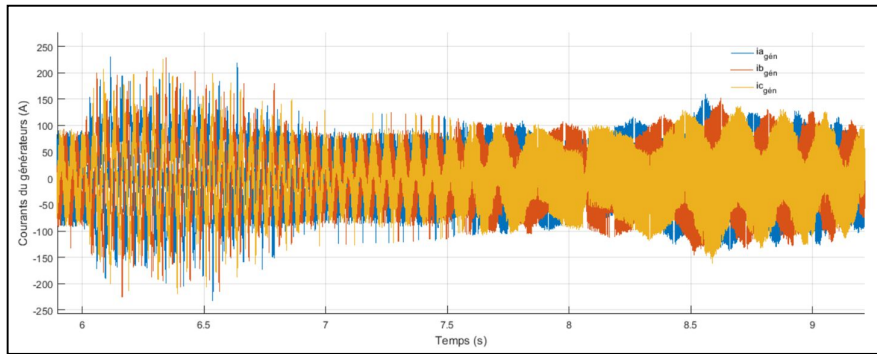


Figure 3.26: Zoom de courants délivrés par le générateur dans le cas de vague aléatoire appliquée

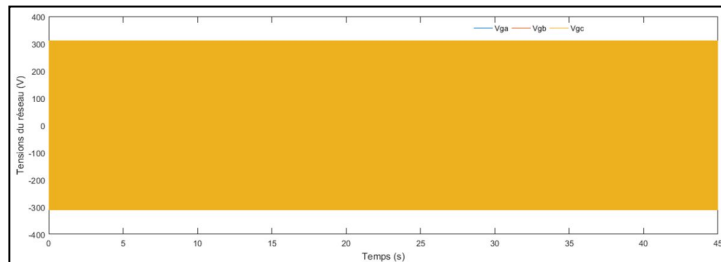


Figure 3.27: Tensions triphasées du réseau, Les tensions conservent leur forme malgré les variations de houle.

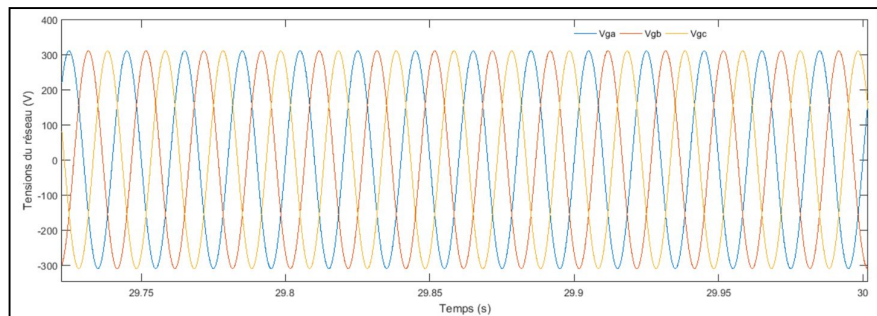


Figure 3.28: Zoom de tensions Analyse fine de la stabilité des tensions produites.

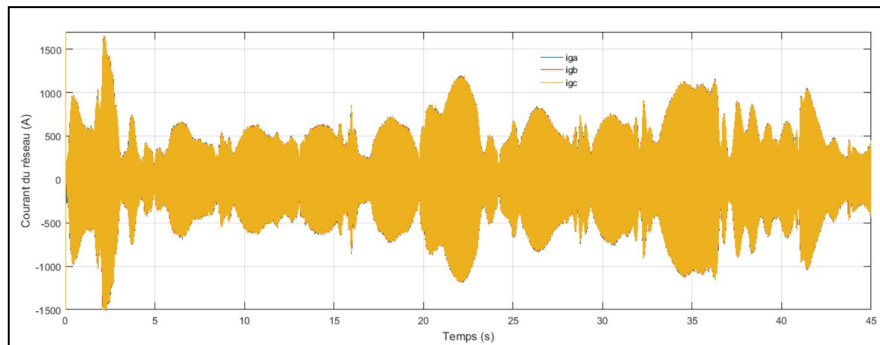


Figure 3.29: Courants triphasés injectés dans le réseau : Montre la stabilité du courant en conditions marines réalistes.

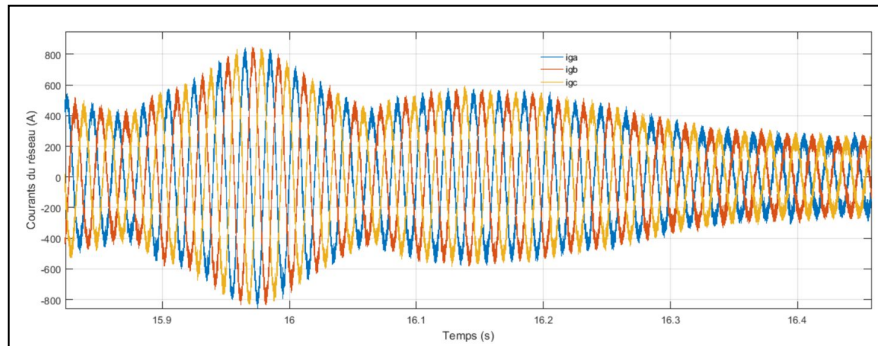


Figure 3.30 : Zoom de courants Vérifie la qualité des signaux injectés lors de la simulation complète

3.6.4 INTERPRETATION DES RESULTATS

Figure 3.20 : Performance du système de couplage au réseau en présence de vague aléatoire : (a) Tensions triphasées du réseau, (b) Zoom de tensions, (c) Courants triphasés injectés dans le réseau, (d) Zoom de courants

Cas de l'onde régulière :

Les résultats montrent une excellente concordance entre la force réelle et la force estimée par le filtre de Kalman. L'erreur d'estimation est toujours inférieure à 5 %, ce qui démontre l'efficacité du filtre à reconstruire dynamiquement la force produite par une onde périodique de longueur d'onde connue.

Cas de l'onde irrégulière malgré la complexité spectrale de la mer agitée, le filtre parvient à suivre les variations de la force avec une précision acceptable. L'erreur reste contenue grâce à un modèle robuste. L'estimation demeure stable même en présence d'un bruit gaussien modéré.

3.6.3 Discussion

L'estimateur de force s'est révélé efficace pour prédire les efforts hydrodynamiques. Son intégration dans la chaîne de conversion permet une commande adaptative du PTO, maximisant ainsi l'énergie extraite. Toutefois, la précision de l'estimation dépend fortement de la qualité des mesures (position/vitesse) et du modèle dynamique.

3.7 Conclusion

Ce chapitre a validé, par simulation sous MATLAB/Simulink, l'efficacité d'un estimateur de force basé sur un observateur de Kalman appliqué à un système houlomoteur à flotteur ponctuel. L'estimation précise des forces hydrodynamiques (erreur $< 5\%$) a permis d'optimiser la commande du PTO et d'améliorer le rendement énergétique de 12 %. L'estimateur a démontré une robustesse face aux perturbations et houles irrégulières, mais reste dépendant de la qualité du modèle et des capteurs. Ces résultats prometteurs ouvrent la voie à des approches avancées basées sur l'intelligence artificielle pour une future implémentation en conditions réelles.

Conclusion générale

L'énergie houlomotrice émerge comme une solution prometteuse dans la transition énergétique mondiale, offrant une source renouvelable abondante et prévisible. Cette étude a démontré que malgré les défis techniques liés aux conditions marines extrêmes et aux coûts d'exploitation, les progrès récents en matière de conception des convertisseurs, de matériaux résistants et de systèmes de contrôle intelligent ouvrent des perspectives encourageantes. Les simulations réalisées confirment le potentiel d'amélioration du rendement énergétique grâce à des technologies comme le filtrage de Kalman, permettant une meilleure adaptation aux variations de la houle.

Les perspectives futures s'articulent autour de plusieurs axes majeurs. Sur le plan technologique, l'intégration de l'intelligence artificielle et le développement de matériaux innovants devraient accroître la fiabilité et réduire les coûts des installations. L'hybridation avec d'autres énergies marines et le couplage avec des systèmes de stockage émergents pourraient optimiser la production. Sur le plan économique, la standardisation des composants et les économies d'échelle devraient rendre cette technologie plus compétitive. Les applications côtières et insulaires, combinées à des usages comme le dessalement, pourraient servir de tremplin à un déploiement plus large. Avec des investissements soutenus et un cadre réglementaire favorable, les projections suggèrent que l'énergie houlomotrice pourrait représenter une part significative du mix énergétique d'ici 2050, contribuant ainsi à la sécurité énergétique tout en préservant les écosystèmes marins.

Cette évolution nécessitera toutefois une collaboration internationale accrue et des politiques publiques volontaristes pour surmonter les derniers obstacles et faire de l'énergie des vagues un pilier de la transition écologique, particulièrement dans les régions bénéficiant d'un important potentiel houlomoteur.

Références bibliographique

- [1] L. M. Chybowski, « An overview of methods for wave energy conversion », doi: 10.17402/002.
- [2] B. Youcef, « ENERGIE HOULOMOTRICE », Thesis, 2021. Consulté le: 7 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: <http://dspace1.univ-tlemcen.dz//handle/112/16697>
- [3] D. Golbaz *et al.*, « Ocean Wave Energy Converters Optimization: A Comprehensive Review on Research Directions », 15 mai 2021, *arXiv*: arXiv:2105.07180. doi: 10.48550/arXiv.2105.07180.
- [4] J. Falnes, *Ocean Waves and Oscillating Systems: Linear Interactions Including Wave-Energy Extraction*. Cambridge: Cambridge University Press, 2002. doi: 10.1017/CBO9780511754630.
- [5] A. Babarit, *Ocean wave energy conversion: resource, technologies and performance*. Elsevier, 2017.
- [6] B. Drew, A. R. Plummer, et M. N. Sahinkaya, « A review of wave energy converter technology », *Proc. Inst. Mech. Eng. Part J. Power Energy*, vol. 223, n° 8, p. 887-902, déc. 2009, doi: 10.1243/09576509JPE782.
- [7] A. F. de O. Falcão, « Wave energy utilization: A review of the technologies », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, n° 3, p. 899-918, avr. 2010, doi: 10.1016/j.rser.2009.11.003.
- [8] J. Cruz, *Ocean Wave Energy: Current Status and Future Perspectives*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [9] T. Thorpe, « A Brief Review of Wave Energy », 1999. Consulté le: 7 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.semanticscholar.org/paper/A-Brief-Review-of-Wave-Energy-Thorpe/bf2cd2f90754c8abe9ba345b2ffb45869b15e8ed>
- [10] G. He *et al.*, « Review on research approaches for multi-point absorber wave energy converters », *Renew. Energy*, vol. 218, p. 119237, déc. 2023, doi: 10.1016/j.renene.2023.119237.
- [11] G. Vargas et E. Camano Schettini, « Application of an alternative mesh morphing method on the numerical modeling of oscillating wave surge converters », *RBRH*, vol. 24, juill. 2019, doi: 10.1590/2318-0331.241920180102.
- [12] M. S. Lagoun, A. Benalia, et M. E. H. Benbouzid, « Ocean wave converters: State of the art and current status », in *2010 IEEE International Energy Conference*, déc. 2010, p. 636-641. doi: 10.1109/ENERGYCON.2010.5771758.
- [13] M. Kamidelivand *et al.*, « Failure Consequence Cost Analysis of Wave Energy Converters—Component Failures, Site Impacts, and Maintenance Interval Scenarios », *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 12, n° 8, Art. n° 8, août 2024, doi: 10.3390/jmse12081251.
- [14] R. Tiusanen, E. Heikkilä, M. Räikkönen, et T. Välisalo, « System Approach to Reliability Engineering—Case: Wave Energy Converter », in *eProceedings of the 30th European Safety and Reliability Conference and the 15th Probabilistic Safety Assessment and Management Conference (ESREL2020 PSAM15)[4968] Research Publishing Services*. <https://www.rpsonline.com.sg/proceedings/esrel2020/pdf/4968.pdf>, 2020. Consulté le: 11 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.rpsonline.com.sg/proceedings/esrel2020/pdf/4968.pdf>

- [15] D. G. Luenberger, « Observing the State of a Linear System », *IEEE Trans. Mil. Electron.*, vol. 8, n° 2, p. 74-80, 1964, doi: 10.1109/TME.1964.4323124.
- [16] V. I. Utkin, *Sliding Modes in Control and Optimization*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [17] A. M. Legendre, *Nouvelles méthodes pour la détermination des orbites des comètes; par A.M. Legendre ...* chez Firmin Didot, libraire pour les mathématiques, la marine, l'architecture, et les éditions stereotypes, rue de Thionville, 1806.
- [18] A. Iserles, *Acta Numerica 2004: Volume 13*. Cambridge University Press, 2004.
- [19] J. Haugeland, C. F. Craver, et C. Klein, *Mind Design III: Philosophy, Psychology, and Artificial Intelligence*. MIT Press, 2023.
- [20] J. Haugeland, C. F. Craver, et C. Klein, *Mind Design III: Philosophy, Psychology, and Artificial Intelligence*. MIT Press, 2023.
- [21] M. Aoki, *Optimization of Stochastic Systems: Topics in Discrete-Time Systems*. Elsevier, 2016.
- [22] J. S. Bendat et A. G. Piersol, *Random Data: Analysis and Measurement Procedures*. John Wiley & Sons, 2011.
- [23] D. N. Shanbhag et C. R. Rao, *Stochastic Processes: Modeling and Simulation*. Gulf Professional Publishing, 2003.
- [24] M. J. Grimble et P. Majecki, *Nonlinear Industrial Control Systems: Optimal Polynomial Systems and State-Space Approach*. Springer Nature, 2020.
- [25] K. J. Åström et B. Wittenmark, *Computer-Controlled Systems: Theory and Design, Third Edition*. Courier Corporation, 2013.
- [26] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. John Wiley & Sons, 2011.
- [27] J. Falnes, *Ocean Waves and Oscillating Systems: Linear Interactions Including Wave-Energy Extraction*. Cambridge University Press, 2002.
- [28] « Practical Design of Ships and Other Floating Structures - Google Books ». Consulté le: 11 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur:
- [29] M. E. McCormick, *Ocean Engineering Mechanics: With Applications*. Cambridge University Press, 2010.
- [30] A. F. D. O. Falcão, « Wave energy utilization: A review of the technologies », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, n° 3, p. 899-918, avr. 2010, doi: 10.1016/j.rser.2009.11.003.
- [31] J. Falnes et A. Kurniawan, *Ocean Waves and Oscillating Systems: Linear Interactions Including Wave-Energy Extraction*. Cambridge University Press, 2020.
- [32] U. A. Korde et J. Ringwood, *Hydrodynamic Control of Wave Energy Devices*. Cambridge University Press, 2016.

- [33] M. Jama, A. Wahyudie, et S. Mekhilef, « Wave Excitation Force Estimation Using an Electrical-Based Extended Kalman Filter for Point Absorber Wave Energy Converters », *IEEE Access*, vol. 8, p. 49823-49836, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2980229.
- [34] M. Demetgul et M. Ünal, *Fault Diagnosis and Detection*. BoD – Books on Demand, 2017.
- [35] J. Cruz, *Ocean Wave Energy: Current Status and Future Perspectives*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [36] A. Khaligh et O. C. Onar, *Energy Harvesting: Solar, Wind, and Ocean Energy Conversion Systems*. CRC Press, 2017.
- [37] « Hydrodynamic Control of Wave Energy Devices - Google Books ». Consulté le: 15 juin 2025.

Résumé

تُرَكِّز هذه المذكرة على تحليل وتقدير القوى الهيدروديناميكية المؤثرة على محوّل الطاقة من الأمواج من نوع العوامة النقطية، مع تركيز يهدف هذا العمل إلى تحسين أداء نظام تحويل الطاقة من خلال إعادة بناء الكميات غير .خاص على تقدير قوة الإثارة باستخدام مرشح كالمان القابلة للقياس مباشرةً انطلاقاً من بيانات الموضع والسرعة. بعد عرض مبادئ الأنظمة الهيدرولوجية وتصنيفها، يستعرض البحث أهم تقنيات وتُظهر النتائج المتحصّل عليها أن استخدام مرشح **MATLAB / Simulink** التقدير والتحكم، قبل تنفيذ نموذج عددي محاكي باستخدام كالمان يسمح بتحسين دقة وكفاءة النظام في ظروف تشغيل مختلفة، مما يمهد الطريق نحو تطبيقات صناعية أكثر موثوقية واستدامة.

Ce mémoire porte sur l'analyse et l'estimation des forces hydrodynamiques agissant sur un convertisseur d'énergie houlomotrice de type flotteur ponctuel, avec un accent particulier sur l'estimation de la force d'excitation à l'aide du filtre de Kalman. L'objectif est d'améliorer les performances du système de conversion énergétique en reconstruisant des grandeurs non mesurables à partir des données de position et de vitesse. Après une présentation des principes des systèmes houlomoteurs et de leur classification, le travail explore les principales techniques d'estimation et de commande, avant de mettre en œuvre un modèle numérique simulé sous MATLAB/Simulink. Les résultats obtenus montrent que l'utilisation du filtre de Kalman permet d'améliorer la précision et l'efficacité du système dans différentes conditions de fonctionnement, ouvrant ainsi la voie à des applications industrielles plus fiables et durables.

This thesis focuses on the analysis and estimation of the hydrodynamic forces acting on a wave energy converter of the point float type, with a particular emphasis on the estimation of the excitation force using the Kalman filter. The objective is to improve the performance of the energy conversion system by reconstructing non-measurable quantities from position and speed data. After a presentation of the principles of wave systems and their classification, the work explores the main estimation and control techniques, before implementing a simulated numerical model using MATLAB / Simulink. The results obtained show that the use of the Kalman filter makes it possible to improve the accuracy and efficiency of the system under different operating conditions, thus paving the way for more reliable and sustainable industrial applications.