

Table des matières

Résumé	ii
Remerciements	v
Table des matières	vi
Liste des figures	x
Liste des tableaux	xiv
1 Introduction	2
1.1 Contexte	2
1.2 Optimisation en contrôle	7
1.3 Objectif de la thèse	12
1.4 Méthodologie	14
1.5 Structure de la thèse	16
2 Positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel - développement de ACO-NM	17
2.1 Introduction	18
2.2 Système industriel et ses contrôleurs	19
2.2.1 Positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel	19

2.2.2	Quatre structures de commande	22
2.3	Résultats de simulation	25
2.3.1	Courbe de sensibilité - Structure 1	26
2.3.2	Courbes de sensibilité - Structures 2 à 4	34
2.4	Conclusion	36
3	Algorithme d'optimisation proposé - ACO-NM	37
3.1	Algorithme ACO	37
3.2	Méthode Nelder-Mead	38
3.3	ACO-NM proposé	39
4	Évaluation comparative	47
4.1	Tests de performance	47
5	Véhicule électrique	56
5.1	Introduction	57
5.2	Modèle du véhicule électrique et ses structures de commande	59
5.2.1	Modèle du véhicule électrique	59
5.2.2	REM et sa structure de commande CBI	62
5.2.3	Structure de commande basée sur la méthode backstep- ping	65
5.3	Résultats de simulation et discussion	66
5.4	Conclusion	75
6	Système de régulateur de tension automatique original	77
6.1	Introduction	78
6.2	Système de régulateur de tension automatique et contrôleur PID	80
6.3	Résultats du SRTA et discussion	81
6.3.1	Revue des paramètres PIDs publiés	81
6.3.2	Contrôleurs ACO-NM-PIDs comparés à d'autres PIDs	83

6.3.3	Analyse du système en boucle fermée	86
6.3.4	Analyse de la robustesse du SRTA	86
6.4	Contrôleurs ACO-NM-2DOF-PID _s	88
6.4.1	Validation expérimentales	90
6.4.1.1	Montage expérimental	91
6.4.1.2	Résultats expérimentaux	92
6.5	Structure d'optimisation considérant robustesse, stabilité et per- formances dynamiques	93
6.5.1	Méthodes d'optimisation à l'étude	96
6.5.1.1	Structure d'optimisation proposée	96
6.5.1.2	Commande <i>systeme</i> de Matlab®	97
6.5.1.3	Algorithme de syntonisation de PID _s de MathWorks®	99
6.5.2	Résultats et discussion	99
6.5.2.1	Configuration des simulations	99
6.5.2.2	Résultats de simulation - caractéristiques en boucle fermée	102
6.5.2.3	Analyse de robustesse	103
6.5.2.4	Gestion des perturbations	107
6.6	Conclusion	108
7	Système du pendule inversé	112
7.1	Introduction	113
7.2	Le système du pendule inversé et ses structures de commande .	118
7.2.1	Contrôleur de basculement	120
7.2.1.1	Contrôle basé sur l'énergie	120
7.2.1.2	Contrôleur à puits de potentiel	121
7.2.2	Contrôleur de stabilisation	122

7.3	Optimisation holistique	124
7.4	Résultats de simulation et expérimentaux	126
7.4.1	Comparaison de ACO-NM avec d'autres algorithmes dans l'approche holistique	127
7.4.2	Simulations et validations expérimentales pour quatre ensembles de paramètres pour la structure A	129
7.4.3	Simulations et validations expérimentales pour les struc- tures de commande A, B, C et D	132
7.4.4	Analyse de sensibilité et de robustesse	137
7.4.5	Orientation future de la recherche	140
7.5	Conclusion	140
8	Conclusion	142
	Bibliographie	145

Table des figures

1.1	Conception de problèmes en optimisation.	3
1.2	Catégories des algorithmes d'optimisation [1] [3].	4
2.1	Système de positionnement d'une meule.	20
2.2	Modèle du système pour le réglage de paramètres de contrôleurs.	21
2.3	Structure 1 - Contrôleur PID_f de rétroaction de position.	22
2.4	Structure 2 - Contrôleur 2DOF- PID_f avec un retour d'anti-saturation sur la vitesse du moteur.	23
2.5	Structure 3 - Contrôleur 2DOF- PID_f avec un retour d'anti-saturation sur le courant.	23
2.6	Structure 4 - Contrôleur 2DOF- PID_f avec retour d'anti-saturation sur la vitesse du moteur et sur le courant.	24
2.7	$f - evals$ en fonction de m	27
2.8	$nb - evals$ moyen en fonction de $ME (f - evals > 10,000)$	28
2.9	$nb - evals$ moyen en fonction de $ME (f - evals < 6,000)$	28
2.10	ME en fonction de m (critère d'arrêt de ACO = 5 itérations consécutives de ACO sans amélioration de $J(x)$).	29
2.11	$f - evals$ fonction de m	30
2.12	ME fonction de $m - ds = 25$	32
2.13	$f - evals$ en fonction de $m - ds = 25$	32
2.14	Structure 1 - Positionnement de la table - réponse à l'échelon.	33

2.15	<i>ME</i> fonction de <i>m</i>	34
2.16	<i>f – evals</i> en fonction de <i>m</i>	35
2.17	Structure 2 - Positionnement de la table - réponse à l'échelon et à la perturbation.	35
3.1	Graphe d'optimisation pour ACO [54].	38
5.1	Véhicule électrique Tazzari Zero [39].	59
5.2	Système de traction du VE [39].	60
5.3	Modèle du VE avec la structure CBI par REM [39].	62
5.4	Modèle du VE avec la structure de commande BS.	65
5.5	Réponses de poursuite de vitesse du VE selon la structure de commande et leur méthode d'ajustement.	68
5.6	Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE - arrêt du véhicule.	69
5.7	Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE - vitesse constante.	70
5.8	Agrandissement plus précis de la réponse de poursuite de vi- tesse du VE - vitesse constante.	71
5.9	Réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent.	72
5.10	Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent - vitesse constante.	73
5.11	Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent - arrêt.	74
5.12	Le courant de référence et mesuré à l'armature de la MCC.	75

6.1	Modèle du SRTA avec ses composants.	80
6.2	Tensions finales du SRTA avec agrandissement sur le dépassement - $\beta = 1.0$	84
6.3	Tensions finales du SRTA et son signal de commande saturé ($-0.07 \leq V_u \leq 0.5$) obtenus avec ACO-NM-PID _f	89
6.4	Tensions finales du SRTA et ses signaux de commande obtenus avec ACO-NM-2DOF-PID _f s - Scénarios a et b du Tableau 6.10.	91
6.5	Installation expérimentale : Boucle fermée implémentée avec un contrôleur digital programmé dans NI-LabVIEW et le simulateur G26/EV.	92
6.6	Diagramme Simulink TM pour les simulations avec les ACO-NM- 2DOF-PID _f s.	92
6.7	Tensions finales du SRTA et ses signaux de commande obte- nus avec ACO-NM-2DOF-PID _f du Tableau 6.10 - Scénario a : Expérimentation vs Simulation.	94
6.8	Tensions réelles du SRTA et ses signaux de commande obtenus avec ACO-NM-2DOF-PID _f s du Tableau 6.10.	95
6.9	Analyse de sensibilité locale sur les constantes de temps du SRTA.	100
6.10	Réponses à l'échelon du SRTA avec les paramètres nominaux.	103
6.11	$V_{t_{max}}$ en fonction des variations de paramètres.	104
6.12	t_s en fonction des variations de paramètres.	105
6.13	t_r en fonction des variations de paramètres.	105
6.14	Réponse du SRTA à la perturbation.	108
6.15	Réponses du SRTA avec des perturbations de charge pour les scénarios A à E.	109
6.16	Réponses du SRTA avec bruit dans la tension aux bornes pour les scénarios A à E.	109

7.1 Montage expérimental du pendule inversé.	118
7.2 Ensemble 1 - résultats de simulation et expérimentaux.	130
7.3 Ensemble 2 - résultats de simulation et expérimentaux.	131
7.4 Ensemble 3 - résultats de simulation et expérimentaux.	131
7.5 Ensemble 4 - résultats de simulation et expérimentaux.	132
7.6 Structure A - résultats de simulation et expérimentaux.	134
7.7 Structure B - résultats de simulation et expérimentaux.	134
7.8 Structure C - résultats de simulation et expérimentaux	135
7.9 Structure D - résultats de simulation et expérimentaux	135
7.10 Réponses expérimentales de la position du chariot et du pendule avec une perturbation ajoutée au signal de contrôle à 15 secondes.	138
7.11 Réponses expérimentales aux changements de référence de la position de chariot.	139

Liste des tableaux

1.1	Caractéristiques de différents ACO-NM	9
2.1	Paramètres de x et pondération de (2.6) selon la structure de commande	26
2.2	Relation entre m , ME et $f - evals - ds = 75$	27
2.3	Relation entre m , ME , et $f - evals - ds = 25$	31
2.4	Différences de paramétrisation de ACO-NM	33
3.1	Structure de ACO-NM proposé	40
3.2	Procédure PerformFirstSimplex	43
3.3	Procédure BoundedTest	44
4.1	Comparaison d'algorithmes d'optimisation sur 30 simulations	49
4.2	Comparaison d'algorithmes d'optimisation sur 100 simulations	49
4.3	Comparaison des algorithmes ACO_R et ACO-NM sur 100 simulations	51
4.4	Comparaison de ACO-NM avec d'autres algorithmes d'optimisation pour un même environnement computationnel	53
4.5	Pointage des algorithmes d'optimisation selon les qualité des solutions	54
4.6	Pointage des algorithmes d'optimisation selon le coût de calculs pour converger	55

4.7	Moyenne de la qualité de la solution et des coûts de calculs ainsi que du rapport qualité/coût	55
5.1	Paramètres et variables du VE	60
5.2	Ensembles de paramètres des structures de commande pour le VE	67
6.1	Algorithmes d'optimisation et fonctions objectives pour le réglage du contrôleur PID pour le SRTA	78
6.2	Paramètres PIDs publiés obtenus avec divers algorithmes d'optimisation	82
6.3	Meilleurs ensembles PID selon 100 essais (ST = 2%, RT = 10% à 90 %)	83
6.4	Meilleures solutions PID selon 100 essais	85
6.5	Comparaison de l'efficacité de calculs sur 100 essais	85
6.6	Caractéristiques en boucle fermée des PIDs	87
6.7	Intervalles de déviation et pourcentage de déviation maximale	87
6.8	Caractéristiques en boucle fermée des ACO-NM-PIDs (+50% de la valeur de τ_g)	87
6.9	Paramètres des contrôleurs PID et PID _f - $\beta = 1.0$ (ST= 2% et RT = 10% to 90 %)	88
6.10	Paramètres des ACO-NM-2DOF-PID _f s - $\beta = 1.0$	90
6.11	Solutions PID _f obtenues avec différentes méthodes d'ajustement	102
6.12	Caractéristiques en boucle fermée du SRTA	104
6.13	Caractéristiques dynamiques obtenues après l'analyse <i>évaluation de la robustesse</i>	105
6.14	Combinaisons des constantes de temps pour le test de robustesse aléatoire	106

6.15	Caractéristiques dynamiques obtenues avec 100 ensembles de variations de paramètres du SRTA	106
6.16	Combinaisons des constantes de temps pour le test de robustesse aléatoire - faibles incertitudes	107
6.17	Caractéristiques dynamiques obtenues avec 100 ensembles de variations de paramètres du SRTA - faibles incertitudes	107
6.18	Valeurs IAE durant la gestion de perturbation des scénarios A à E	108
7.1	Paramètres et variables du pendule inversé	119
7.2	Comparaison des performances de différents algorithmes sur 10 essais	128
7.3	Paramètres de la structure de commande A pour les ensembles de paramètres 1 à 4.	129
7.4	Controller structure sets tuned by the holistic approach	133
7.5	Analyse des réponses expérimentales	137
7.6	Analyse des réponses expérimentales au rejet de perturbation sur cinq secondes à partir de la perturbation	138
7.7	Analyse des réponses expérimentales aux changements de consigne de 15 à 25 secondes	140

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte

L'optimisation prend une place très importante au quotidien. En effet, elle se trouve dans plusieurs domaines tels que l'ingénierie, l'économie et l'informatique. L'optimisation est appliquée à un problème quelconque pour atteindre une optimalité par rapport à un ou plusieurs objectifs. Par exemple, un GPS trouve le meilleur trajet selon la préférence de l'utilisateur laquelle peut être la distance la plus courte ou le temps le plus court. Une façon d'écrire mathématiquement un problème d'optimisation est la suivante [1] [2] :

$$\begin{aligned} & \underset{x \in \mathbb{R}^n}{\text{minimise}} && f_i(x) && (i = 1, 2, \dots, M) \\ & \text{sujet à} && \phi_j(x) = 0 && (j = 1, 2, \dots, J) \\ & && \psi_k(x) \leq 0 && (k = 1, 2, \dots, K) \end{aligned} \quad (1.1)$$

où x est le vecteur de n variables à optimiser. Une variable de x est représentée par x_i . $f_i(x)$ fait référence aux fonctions à minimiser et sont communément appelées fonctions coûts. $\phi_j(x)$ et $\psi_k(x)$ sont les contraintes d'égalités et d'inégalités respectivement.

La Figure 1.1 présente les étapes de conception d'un problème en optimisation [1] [2].

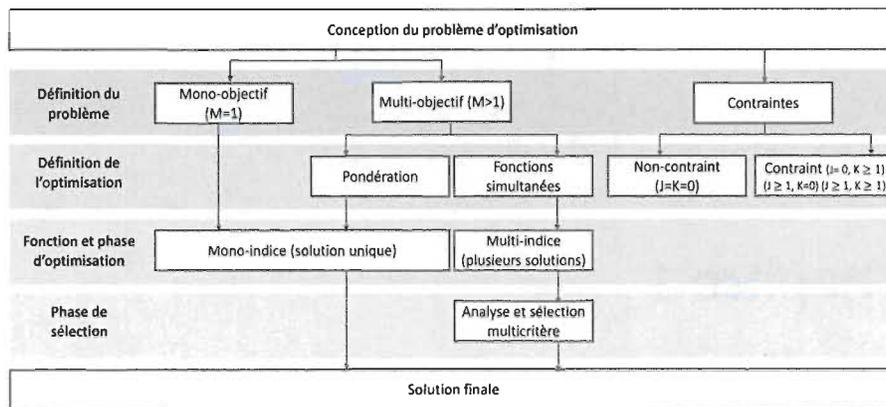


FIGURE 1.1 – Conception de problèmes en optimisation.

La définition du problème d'optimisation débute d'abord avec le nombre d'objectifs à minimiser et si des contraintes sont à respecter. Lorsque $M=1$, le problème est mono-objectif, c'est-à-dire une seule fonction coût est à minimiser, alors qu'il est multi-objectif dans les autres cas. Pour les problèmes multi-objectifs, deux avenues sont possibles pour trouver la solution présentant le meilleur équilibre entre les objectifs de conception :

1. Les objectifs sont représentés par plusieurs fonctions coûts regroupés dans un seul indice à minimiser, par exemple, en utilisant des facteurs de pondérations.
2. Les objectifs sont minimisés simultanément et l'utilisateur choisit la solution présentant le meilleur compromis entre les exigences de conception en utilisant le concept de Pareto, par exemple.

Le problème d'optimisation n'est pas contraint si $J = K = 0$ alors qu'il est contraint dans les autres cas. Les problèmes d'optimisation contraints se divisent en trois catégories dépendamment du types de contraintes activées ; $J \geq 1, K = 0$ fait référence à un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités, $J = 0, K \geq 1$ à un problème avec contraintes d'inégalités et $J \geq 1, K \geq 1$ avec contraintes mixtes. La phase d'optimisation se réfère

à l'algorithme d'optimisation utilisé pour trouver la solution au problème. Les algorithmes d'optimisation lors de cette phase peuvent se diviser en deux catégories soit les algorithmes stochastiques et déterministes - Figure 1.2.

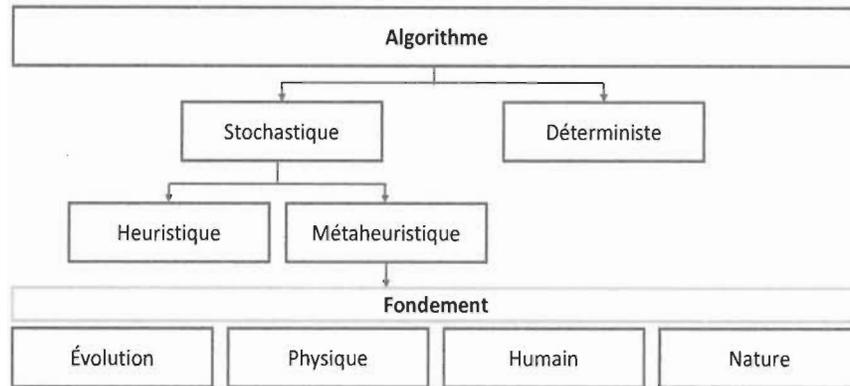


FIGURE 1.2 – Catégories des algorithmes d'optimisation [1] [3].

Les algorithmes déterministes respectent une procédure précise. L'optimisation est donc répétable, c'est-à-dire, pour de mêmes conditions initiales, le processus/chemin d'optimisation et la solution trouvée seront identiques. Par exemple, la méthode Nelder-Mead (NM) [4] et l'algorithme de points intérieurs [5] sont des algorithmes déterministes. Les méthodes déterministes se caractérisent souvent, mais non exclusivement, par le non-usage de dérivée ou de gradient lors de l'optimisation. Quant aux algorithmes stochastiques, ils possèdent des attributs aléatoires. Le processus d'optimisation n'est pas répétable, c'est-à-dire, le processus/chemin d'optimisation sera différent à chaque exécution et la solution trouvée peut légèrement différer et ce, pour des conditions initiales identiques. Les algorithmes stochastiques peuvent se diviser en deux classes les heuristiques et les métaheuristiques. Les heuristiques se définissent par une stratégie basée sur la méthode essai-erreur afin d'obtenir une solution satisfaisante en un temps de calculs raisonnables [1]. La solution trouvée est acceptable. Cependant, l'optimalité de la solution

n'est pas garantie. Les heuristiques sont donc appropriées pour les problèmes où des solutions satisfaisants les exigences sont facilement trouvées, mais où la solution optimale n'est pas requise. La conception de stratégies heuristiques plus complexes a fait naître la catégorie d'algorithmes métaheuristiques. Ce type d'algorithmes se caractérise par un haut niveau d'abstraction, ce qui leur permet d'être facilement adaptées et appliquées à une vaste gamme de problèmes différents. Les métaheuristiques se catégorisent généralement selon leur fondement/source d'inspiration [3]. La première catégorie est basée sur les lois naturelles de l'évolution. L'optimisation débute avec une population qui évolue en combinant les meilleurs individus d'une génération à l'autre. Les algorithmes génétiques (GA - *Genetic algorithm*) [6] est la métaheuristique la plus populaire de cette catégorie [3]. Certaines métaheuristiques sont fondées sur les principes des lois de la physique ; l'une des plus populaires est l'algorithme du recuit simulé (SA - *Simulated Annealing*) [7]. La troisième catégorie est inspirée sur le comportement de l'humain tels que *Teaching Learning Based Optimization* (TLBO) [8] et *Soccer League Competition algorithm* (SLC) [9]. Finalement, la dernière catégorie fondée sur les principes de la nature sont des méthodes d'optimisation qui imitent le comportements de groupes d'individus tels que les insectes et les animaux. L'optimisation par essaims particulaires (PSO - *Particle Swarm Optimization*) [10] est parmi les plus populaires de cette catégorie [3]. PSO a été très compétitive comparativement à d'autres méthodes d'optimisation basées les principes d'évolution et de la physique, ce qui a inspiré le développement de plusieurs autres algorithmes basés sur le comportement d'individus tels que les algorithmes à colonies de fourmis (ACO - *Ant Colony Optimization*) [11] et les algorithmes à colonies d'abeilles artificielles (ABC - *Artificial Bee Colony Algorithm*) [12]. Selon [1], cette catégorie de métaheuristique comparativement aux méthodes fondées sur l'évolution

possède certains avantages tel qu'un nombre plus faible d'opérations facilitant ainsi leur implémentation.

Quelque soit la catégorie, la performance des algorithmes métaheuristiques repose principalement sur l'équilibre entre les processus de *diversification*- qui se réfère à l'exploration de l'espace de recherche continu ou discret de nouvelles régions pour générer des solutions qui se différencient de manière significative des solutions déjà visitées et d'*intensification*- qui réfère à l'utilisation des informations déjà récoltées pour intensifier les recherches dans les zones intéressantes, c'est-à-dire dans le voisinage des meilleures solutions rencontrées [13]. L'atteinte essentielle de cet équilibre passe par le réglage des différents paramètres internes de la méthode tel que le nombre d'individus dans une population, la pondération des différents opérateurs et le nombre d'itérations.

Règle générale, les métaheuristiques sont relativement simple d'implémentation, contournent efficacement les zones de minimums locales et s'appliquent facilement à divers problèmes d'optimisation de différents domaines. Pour ces raisons, plusieurs scientifiques ont proposé et continuent de développer de nouvelles métaheuristiques afin de répondre à des besoins spécifiques au domaine de leur application [14]. Le développement de nouvelles métaheuristiques demeure un axe de recherche d'actualité.

Selon [15], une nouvelle méthode d'optimisation tels que les métaheuristiques apporte une contribution si elle rencontre un ou plusieurs de ces critères :

- Rapidité de calculs - atteint une réponse de qualité plus rapidement que d'autres approches ;
- Précision - converge vers une meilleure réponse que d'autres méthodes ;

- Robuste - moins sensible aux différentes caractéristiques du problème que d'autres algorithmes ;
- Simple - facile d'implémentation ;
- Fort impact - résout un problème d'optimisation important ou nouveau plus rapidement et/ou plus précisément que d'autres approches ;
- Généralisable - l'algorithme développé s'applique à une variété de problème ;
- Novateur - nouveau et créatif en soi.

Pour démontrer la ou les contribution(s) d'un nouvel algorithme, des expérimentations computationnelles sont nécessaires et règle générale, si l'algorithme est appliqué à un système physique, une validation pratique est également essentielle.

1.2 Optimisation en contrôle

Dû à leur simplicité d'utilisation, leur robustesse et leur fiabilité, les contrôleurs Proportionnel-Intégral-Dérivé (PID) sont omniprésents dans de nombreux systèmes et processus industriels [16]. Leur conception repose sur la détermination des paramètres du contrôleur pour répondre aux exigences du système en boucle fermée. Plusieurs méthodes et règles d'ajustement telles que la méthode heuristique Ziegler-Nichols [17] et la méthode par placement de pôles ont été proposées spécifiquement pour les contrôleurs PID conventionnels. Par contre, ces méthodes dites classiques reposent sur des approximations de modèles de faible ordre et atteignent rarement des performances dynamiques élevées. De plus, elles prennent difficilement en considération les contraintes des systèmes, lesquelles sont omniprésentes et essentielles dans un contexte pratique [2][18]. En effet, chaque système à contrôler possède des particularités et conditions de fonctionnement spécifiques, que la méthode

d'ajustement doit tenir compte. Pour cette raison, les techniques modernes d'optimisation telles les métaheuristiques se sont développées au cours des deux dernières décennies et ont été appliquées à divers systèmes de contrôle [19]. L'application de métaheuristiques à des systèmes non linéaires, multivariables, multicontraintes ou avec mécanismes d'anti-saturation est une avenue prometteuse pour améliorer les performances et le rendement des systèmes à contrôler. Par exemple, GA et PSO ont ajusté respectivement des structures de commande de type PID pour un système de transfert bidirectionnel de puissance [20] et un système de colonne de distillation [21].

Qui plus est, pour améliorer les performances de syntonisation de structures de commande, plusieurs modifications ont été proposées au sein des algorithmes métaheuristiques standards. Par exemple, une version modifiée de PSO atteint de meilleures performances en ce qui concerne la conception de contrôleurs PID pour un système de contrôle d'avion [22]. Cependant, depuis les dernières années, une des tendances de recherche en optimisation les plus prometteuses est l'hybridation de méthodes d'optimisation [14]. Cette hybridation peut combiner plusieurs métaheuristiques ainsi que des méthodes de recherche locale. Des revues bibliographiques et plus d'informations concernant l'hybridation de méthodes d'optimisation sont présentées dans [23] [24] [25]. Par exemple, dans [26], PSO combiné à l'algorithme à évolution différentielle (DE) a été proposé pour la syntonisation de PID pour la régulation du niveau de liquide d'un système. Dans [27], le réglage de contrôleurs de type PID pour un système de positionnement avec transmission flexible est effectué avec un algorithme combinant ACO avec la méthode NM. Cette proposition permet d'atteindre une meilleure réponse du système que les contrôleurs syntonisés par ACO ou NM séparément. En effet, ACO est performant pour l'optimisation globale alors que NM est précis pour l'optimisation locale. C'est donc la combinai-

son des deux méthodes qui rend l'algorithme ACO-NM aussi efficace.

De ce fait, différents algorithmes ACO-NM ont été proposés dans la littérature. Le Tableau 1.1 montre différentes propositions présentant par colonnes la version de l'algorithme ACO, le critère de passage d'ACO à NM, et la méthode NM utilisée.

Tableau 1.1 – Caractéristiques de différents ACO-NM

Application/Objetif	ACO			Passage		NM		
	Original	ACO_R	HCIAC*	Nombre d'itérations	Seuil	Non-contraint	Contraint	Contrainte positivité
Réglage de PID avec anti-saturation pour le positionnement d'une table pour les opérations de meulage [27]	✓			✓		✓		
Réglage de quatre structures de commande pour le positionnement d'une table pour les opérations de meulage [28]	✓			✓				✓
Évaluations sur des fonctions de tests [29]		✓			✓	✓		
Évaluations sur des fonctions de tests [30]			✓		✓	✓		
Réseaux neuronaux pour la prévision de faillites [31]		✓		✓	✓		✓	

*Hybrid Continuous Interacting Ant Colony (HCIAC)

La combinaison dans [27] est l'algorithme ACO original avec la méthode NM non contrainte. Dans ce travail, le critère de passage à passer de ACO à NM est un nombre fixe d'itérations ACO. Puisque certaines applications spécifiques nécessitent une positivité des paramètres, une procédure de contrainte de positivité pour l'algorithme NM a été proposée dans [28]. Il a été démontré que la procédure de contrainte proposé est plus efficace que de limiter les valeurs des variables proches de leurs valeurs de contrainte [32]. Dans [29], un ACO modifié, ACO_R , qui inclut une fonction noyau Gaussienne, est proposé afin de mieux convenir à l'optimisation continue que ACO original. Son critère de passage de ACO à NM fait référence à un seuil d'écart-type entre les solutions de ACO. De même, dans [30], l'algorithme *Hybrid Continuous Interacting Ant Colony* (HCIAC) combiné avec NM original est proposé pour l'optimisation des fonctions test également. Une fonction de probabilité est proposée comme seuil de passage. Dans [31], la stratégie ACO_R fusionnée avec

une méthode NM contrainte pour la prédiction de faillites dans les banques est proposée. ACO_R passe à l'algorithme NM contraint lorsque ACO_R atteint un nombre limité d'itérations ou lorsque l'écart type entre les solutions de ACO_R atteint une valeur spécifique. Lorsqu'une variable dépasse sa contrainte, la variable est réfléchiée par rapport à la valeur de sa contrainte. Dans cette thèse, cette procédure pour contraindre NM est nommée, *contrainte de réflexion*.

La majorité des ACO-NM publiés n'ont pas de procédure pour contraindre NM. Cependant, pour la syntonisation de structures de commande, une plage limitée de valeur de paramètres permet d'obtenir la stabilité du système. De plus, des considérations pratiques imposent la positivité de certains paramètres. Ces considérations pratiques permettent notamment d'obtenir une meilleure robustesse. Les ensembles solution non permis pourraient être rejetés tel que réalisé dans [33] où la méthode NM seule optimise un PID pour le contrôle d'un actuateur électro-hydraulique. Cependant, cette procédure n'est pas optimale. Bien que les techniques proposées dans [32] [31] permettent le respect des contraintes de l'espace de recherche, ces méthodes ne tiennent pas compte de l'interaction entre les différentes variables à optimiser puisque seule la variable qui excède la limite est modifiée. Cependant, il existe une relation entre les variables d'une même structure de commande. Ainsi, il serait intéressant d'envisager d'autres avenues pour contraindre NM qui tiendraient compte de cette interaction afin de maximaliser les performances de ACO-NM. De plus, contrairement à [28], la procédure devrait tenir compte de tout intervalle d'espace de recherche.

D'autre part, d'autres caractéristiques pour l'optimisation de structures de commande doivent être considérées telles la robustesse et stabilité du système. Dans la majorité des cas, ces caractéristiques sont validées après l'optimisation des paramètres des structures de commande. Il n'est donc pas

garanti que la solution trouvée par l'algorithme soit robuste et stable. Pour pallier à ce problème, certaines propositions gèrent la robustesse à travers la fonction objective [34] [35]. Par contre, soit elles contiennent un nombre élevée de paramètres de pondération à ajuster afin d'atteindre un équilibre satisfaisant entre les performances dynamiques, la robustesse et la stabilité ou elles ne considèrent que la robustesse et stabilité.

La combinaison ACO et NM possède des points qui méritent d'être améliorés. En effet, à ma connaissance, aucune technique d'optimisation basée sur ACO-NM possédant simultanément les caractéristiques ou contributions suivantes n'a été proposée :

1. Meilleure précision comparativement à d'autres métaheuristiques et méthodes hybrides avec NM récemment publiées ;
2. Plus grande rapidité de calculs comparativement à d'autres métaheuristiques et méthodes hybrides avec NM récemment publiées ;
3. Procédure pour contraindre NM qui considère l'interaction entre les variables et ce, pour tout intervalle d'espace de recherche ;
4. Considération de la robustesse et des performances dynamiques du système durant le processus d'optimisation et ce, avec peu de coefficients de pondération afin d'obtenir de solutions présentant des propriétés de robustesse supérieures comparativement à d'autres solutions publiées ou solutions obtenues avec des méthodes publiées ;
5. Appliquée à l'ajustement de différentes structures de commande pour divers systèmes complexes et non linéaires ; et
6. Validations expérimentales de l'algorithme sur différents systèmes.

1.3 Objectif de la thèse

L'objectif de la thèse est le développement d'une méthodologie d'optimisation basée sur une hybridation entre ACO et NM afin de faciliter l'ajustement de structures de commande pour des systèmes non linéaires avec contraintes multiples et mécanismes d'anti-saturation. Le travail de cette thèse s'insère donc dans les méthodes de *soft computing techniques* (calculs souples) dont les performances du système sont caractérisées par une fonction objective définie par l'utilisateur. La méthode d'optimisation vient améliorer l'ajustement de structures de commande dans le but d'offrir de meilleures performances, c'est-à-dire de meilleures réponses des systèmes à contrôler, qu'avec les méthodes heuristiques et métaheuristiques déjà publiées. La méthodologie d'optimisation ne vient pas donc rivaliser avec les méthodes de contrôle optimale telles que la méthode Pontryagin et le principe d'optimalité de Bellman où l'objectif est de minimiser l'action de contrôle. En fait, la méthode d'optimisation de cette thèse se situe à un niveau supérieure d'abstraction, c'est-à-dire qu'elle est applicable avec le principe de Pontryagin.

Pour satisfaire les critères de [15], les contributions visées par l'algorithme développé sont la rapidité, la précision, un fort impact et la généralisabilité. Une autre avancée pour l'optimisation appliquée au domaine du contrôle est l'inclusion de critères de robustesse dans le processus d'optimisation. Un objectif découlant de la thèse est l'application de la méthodologie d'optimisation à quatre applications pratiques de complexité structurelle croissante :

1. Ajustement de structures de commande de type PID pour le positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel ;
2. Ajustement de structures de commande basée sur la méthode backstepping (BS) et de commande inversée avec mécanismes d'anti-saturation pour un modèle de véhicule électrique (VE) ;

3. Ajustement de contrôleurs PID, PID avec un filtre sur le terme dérivatif (PID_f) et PID ayant deux degrés de liberté (2DOF- PID_f) pour un système de régulateur de tension automatique (SRTA) ;
4. Stratégie de contrôle pour le problème du pendule inversé.

Chaque application pratique viendra répondre, entre autres, aux hypothèses respectives suivantes :

1. ; Est-ce que l'algorithme proposé est performant pour différentes structures à base de PID ? Est-il possible de concevoir un guide pour faciliter la paramétrisation de ACO-NM ainsi qu'un nouveau critère de passage entre ACO et NM plus intuitif ?
2. Est-ce que l'algorithme est efficace pour des structures autres qu'à base de PID ? Est-il compétitif par rapport aux méthodes heuristiques classiques ? ;
3. Puisque ce système est devenu une référence dans le développement et l'évaluation des performances d'un algorithme, les hypothèses suivantes seront répondues : *i*) Est-ce que ACO-NM est performant comparativement aux algorithmes publiés pour ce système ? *ii*) Est-ce que des critères de robustesse et de stabilisation peuvent être ajoutés au processus d'optimisation ? *iii*) Est-ce que le nouveau "framework" considérant la robustesse est performant par rapport aux propositions dans la littérature ? *iv*) Est-ce que les solutions sont valides en pratique ? ;
4. Est-ce que l'algorithme développé est efficace pour un ajustement simultané de tous les paramètres de la structure de commande ? La méthode viendrait automatiser le processus d'ajustement et ainsi remplacer l'ajustement séquentiel effectué par des méthodes heuristiques. Les solutions optimisées par l'algorithme sont-elles valides en

expérimentation ?

1.4 Méthodologie

Le développement de l'algorithme d'optimisation ACO-NM débutera par l'optimisation de paramètres pour différentes structures de commande de type PID pour le système de positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel. En raison des éléments de sa transmission, le couplage flexible est modélisé comme un ressort équivalent. Ceci vient donc complexifier le processus de réglage de paramètres afin d'atteindre une performance de qualité. Ce système non linéaire devient donc pertinent dans la conception de l'algorithme. Des courbes de sensibilité aidant à la paramétrisation de ACO-NM ainsi qu'un nouveau critère de passage entre ACO et NM sera établi à partir de ce système et de ses différentes structures de commande. Au reste, les autres étapes de développement menant à la proposition du nouvel ACO-NM seront effectuées sur des fonctions benchmarks [29] [36] [37] et le SRTA [38].

Par la suite, dû à un nombre limité de publications sur le sujet, ACO-NM développé sera appliqué à la syntonisation de la structure de commande par BS pour le contrôle de la vitesse d'un VE [39]. Des mécanismes d'anti-saturation ont été ajoutés à la structure, ce qui vient complexifier sa syntonisation [40]. La structure de commande basée sur l'inversion (CBI) conçue à partir de la représentation énergétique macroscopique (REM) du VE sera également ajustée par ACO-NM. Non seulement ACO-NM sera un outil d'optimisation qui permettra de comparer les performances de ces deux structures pour le VE, mais viendra répondre au besoin de méthodes spécifiques pour cette application.

Postérieurement, dû aux centaines publications sur la syntonisation de

structures de commande du SRTA [38], ce problème est devenu une référence en contrôle pour valider un nouvel algorithme d'optimisation. Ainsi, non seulement les performances de ACO-NM développé seront évaluées sur le STRA, mais pourront également être comparées avec de nombreux autres algorithmes métaheuristiques. De plus, contrairement à la majorité des travaux publiés sur le sujet, les solutions proposées par ACO-NM seront validées expérimentalement. Qui plus est, l'inclusion de critères de robustesse durant le processus d'évaluation sera validée et comparée avec d'autres stratégies et solutions proposées dans la littérature [41]-[42][34][35] [43] [44].

Comme quatrième et dernière application pratique, une nouvelle loi de syntonisation holistique exécutée par ACO-NM proposé sera appliquée au problème du pendule inversé pour quatre structures de commande différentes et pour quatre ensembles de paramètres de pendule inversé. Ce système est un excellent problème en contrôle puisque de nombreuses lois de contrôle non linéaire en émergent. Par exemple, une nouvelle gestion de ce système aura des impacts positifs, entre autres, dans le domaine de la robotique parce que cette dernière utilise le principe du pendule inversé. De plus, le contrôle du pendule requiert normalement une solution avec commande hybride, faisant appel à plusieurs correcteurs et à une logique de supervision des modes de fonctionnement. La commande hybride est très répandue dans les applications industrielles.

Finalement, pour valider la compétitivité de ACO-NM dans le domaine de l'optimisation, les performances de ACO-NM développé seront validées sur plusieurs fonctions de test et comparées à de nombreuses métaheuristiques tels que ABC, GA, PSO, TLBO ainsi que d'autres hybridations d'algorithmes avec NM [29] [36] [37] [45] [46] [47].

1.5 Structure de la thèse

La thèse se divise en 8 chapitres. Le Chapitre 2 présente l'établissement de courbes de sensibilité pour paramétrer ACO-NM ainsi que la proposition d'un nouveau critère pour passer de ACO à NM. Le Chapitre 3 décrit l'algorithme ACO-NM proposé. Le Chapitre 4 présente une évaluation comparative de ACO-NM proposé sur des fonctions de test de performances.

Le Chapitre 5 présente l'application de ACO-NM proposé au réglage de structures de commande pour un VE. Le Chapitre 6 détaille les résultats obtenus en simulation et expérimentation pour la syntonisation de structures de commande pour le STRA. La méthode d'inclusion des critères de robustesse dans le processus d'optimisation est également présenté dans ce chapitre. Le Chapitre 7 montre les résultats obtenus en simulation et expérimentation avec la nouvelle loi de synthèse holistique pour le pendule inversé. Finalement, le Chapitre 8 résume le travail de la thèse et présente les perspectives futures en recherche dans le domaine de l'optimisation et du contrôle.

Chapitre 2

Positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel - développement de ACO-NM

La performance des algorithmes d'optimisation basés sur les métaheuristiques ou sur des méthodes sans dérivés dépend, entre autres, de l'ajustement de ses paramètres internes. L'algorithme doit donc être ajusté correctement afin d'atteindre une solution de qualité pour un coût de calculs le plus faible possible. Dans ce chapitre, des analyses statistiques détaillées sont effectuées pour optimiser les valeurs de ds et de m ainsi que pour proposer un nouveau critère de passage de ACO à NM à partir de ACO-NM publié dans [27]. Ces analyses sont réalisées sur quatre structures de commande pour le système de positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel. Des courbes de sensibilités sont obtenues pour faciliter la paramétrisation

de ACO-NM. De plus, l'analyse statistique a permis de proposer un nouveau critère pour passer de ACO à NM. Une meilleure paramétrisation et l'usage du nouveau critère de passage a permis de réduire le temps moyen de calculs de ACO-NM jusqu'à un facteur de sept pour une qualité de réponse du système équivalente comparée à l'algorithme ACO-NM publié dans [27].

2.1 Introduction

Les paramètres internes des métaheuristiques impactent directement leurs performances. Il est donc important de définir correctement ses paramètres afin d'obtenir une solution finale de haute qualité en un faible coût de calculs ou une solution suffisamment bonne pour permettre une recherche locale optimale. Comme les approches métaheuristiques sont probabilistes, une analyse statistique est effectuée dans ce chapitre pour dresser un portrait de l'impact des paramètres de ACO à partir de l'algorithme ACO-NM [27]¹. Un objectif premier est de déterminer les valeurs optimales de ds (discrétisation de l'espace de recherche de ACO) et de m (nombre de fourmi dans la colonie) en fonction du nombre de variables à optimiser. Le deuxième objectif est de proposer un nouveau critère de passage de ACO à NM qui soit indépendant du problème à optimiser et qui permette d'atteindre rapidement une solution de qualité. Le système à l'étude est un système de positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel. Puisqu'en pratique, il est souvent nécessaire d'inclure un mécanisme d'anti-saturation aux structures de commande, les analyses sont réalisées sur quatre structures de contrôle avec mécanismes d'anti-saturation. L'application de ACO-NM à ce type de structures de commande est pertinente car elle vient pallier à l'inef-

1. Pour ce chapitre, il est important de mentionner que ACO-NM ne contient pas la procédure pour contraindre NM. La solution est rejetée lorsque NM converge vers une solution hors limite.

ficacité, dans certains cas, des techniques conventionnelles d'ajustement [48] [49]. De plus, il a été démontré dans [50] qu'il existe une relation entre les coefficients du PID et les mécanismes d'anti-saturation de sorte que, dans certains cas, une réponse très lente du système est obtenue avec une syntonisation séquentielle, soit *i*) la syntonisation des paramètres du PID et *ii*) l'ajustement du coefficient d'anti-saturation [51]. Ainsi, l'ajustement de contrôleurs complexes avec mécanismes d'anti-saturation par ACO-NM constitue non seulement une étape pertinente dans le développement de l'algorithme, mais ACO-NM avec une paramétrisation optimale et un nouveau critère de passage viendrait répondre aux besoins de techniques d'ajustement performantes.

Le chapitre est organisé comme suit ; la §2.2 présente le système de positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel et ses structures de commande, la §2.3 présente les résultats des analyses statistiques et la §2.4 conclut le chapitre.

2.2 Système industriel et ses contrôleurs

2.2.1 Positionnement d'une table pour les opérations de meulage industriel

Le système physique de positionnement de la table pour les opérations de meulage industriel est présenté à la Figure 2.2.1. Il a servi de référence pour modéliser le système présenté à la Figure 2.2. Le système est composé d'un moteur à courant continu de 3/4 HP, 5200 rpm, 3.5 N•m. Il est couplé à un axe d'une table de meulage via une vis sans fin où un radian de rotation du moteur déplace la table de 0.1 mm. En raison des éléments de transmission, le couplage flexible est modélisé comme un ressort équivalent. Le couplage flexible complexifie le processus de réglage pour atteindre une performance de com-

mande en boucles cascades de haute qualité. Les exigences de conception incluent une grande précision, un dépassement minimal et une bonne performance dynamique pour améliorer la qualité du produit et réduire le cycle de fonctionnement.

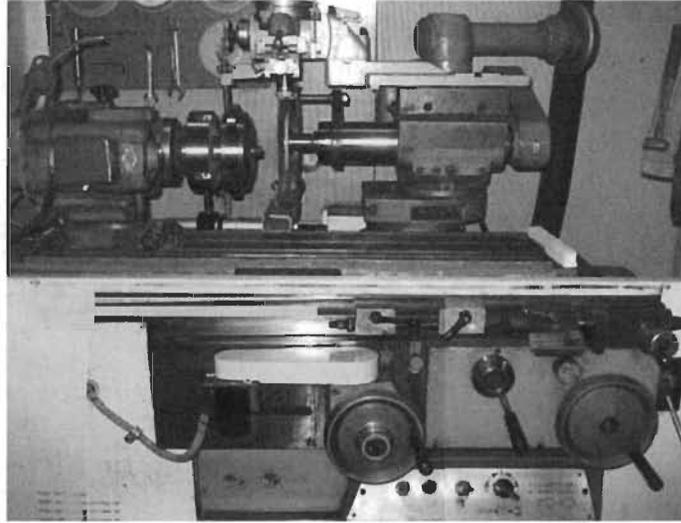


FIGURE 2.1 – Système de positionnement d'une meule.

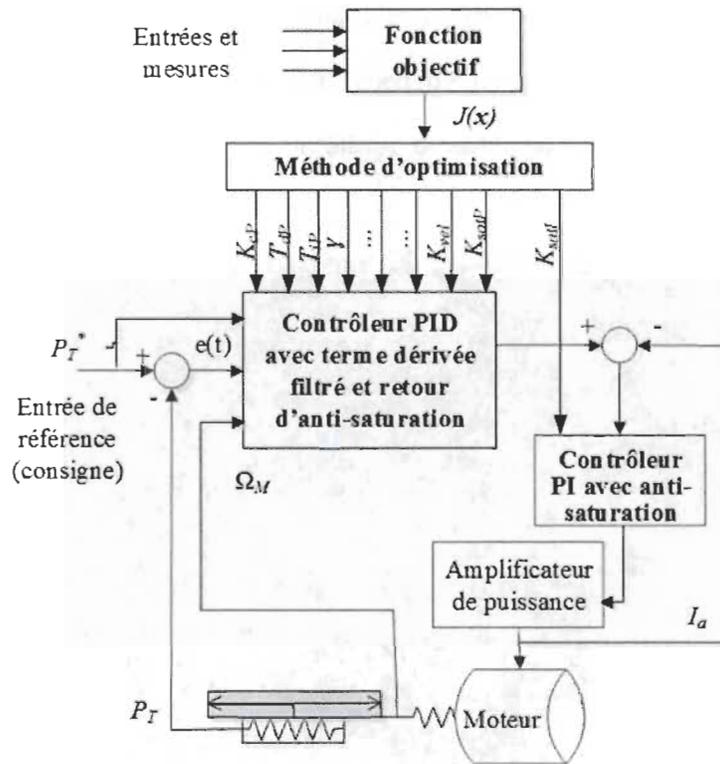


FIGURE 2.2 – Modèle du système pour le réglage de paramètres de contrôleurs.

où P_T^* est la position de référence, P_T est la position mesurée, $e(t)$ est l'erreur de positionnement, I_a est le courant du moteur, $J(x)$ est la valeur de la fonction objective, la variable de décision est $x = [K_{cP}, T_{dP}, T_{iP}, \gamma, \dots, \dots, K_{vel}, K_{satP}, K_{satI}]$ et Ω_M est la vitesse de rotation du moteur.

Les dynamiques du courant, de la vitesse et de la position du moteur sont décrites par les équations suivantes :

$$\frac{dI_a}{dt} = \frac{1}{L_a} (-R_a I_a - K_m \Omega_M + V_a) \quad (2.1)$$

$$\frac{d\Omega_M}{dt} = \frac{1}{J_r} (K_m I_a - F_r \Omega_M - T_{charge}) \quad (2.2)$$

$$\frac{d\theta_M}{dt} = \Omega_M \quad (2.3)$$

Les équations dynamiques de la vitesse et de la position de la meule sont ;

$$\frac{dV_T}{dt} = \frac{1}{M_T} (B_T V_T + ForceA + ForceE) \quad (2.4)$$

$$\frac{\partial P_T}{\partial t} = V_T \quad (2.5)$$

où R_a est la résistance d'induit, L_a l'inductance d'induit, K_m le coefficient de tension, V_a la tension alimentation commandée, J_r le moment d'inertie, F_r le coefficient de frottement, T_{charge} le couple de charge non commandé (perturbation), θ_M la position du moteur, M_T la masse de la table, B_T le coefficient de friction, V_T vitesse de la table, $ForceA$ la force appliquée provenant du moteur et $ForceE$ une force de perturbation externe.

2.2.2 Quatre structures de commande

Les analyses statistiques sont effectuées sur quatre structures de commande, lesquelles possèdent un nombre différent de variables à ajuster. La Figure 2.3 présente la première structure pour contrôler le système de la Figure 2.2.

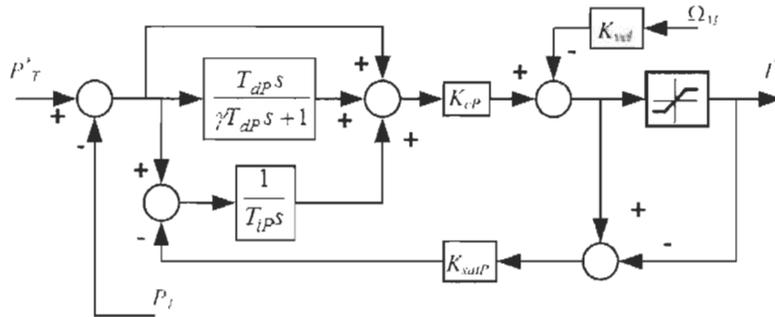


FIGURE 2.3 – Structure 1 - Contrôleur PID_f de rétroaction de position.

Cette structure est composé d'un contrôleur PID_f , d'un coefficient K_{vel} qui est la rétroaction de Ω_M ainsi que d'un retour d'anti-saturation K_{satP} .

En industrie, le procédé à contrôler doit fréquemment gérer des perturbations tout en répondant rapidement à sa consigne. C'est notamment le cas pour les opérations de meulage où le système doit gérer les irrégularités de la surface de l'objet traité. Obtenir une réponse satisfaisante à l'entrée de consigne ainsi que gérer les perturbations avec un régulateur PID classique avec ou sans retour d'anti-saturation représente un défi. L'ajout de degrés de liberté à la structure de commande peut permettre d'atteindre des exigences de performance plus rigoureuses. Les Figures 2.4 à 2.6 présentent des structures de commande PID_f pondérées, c'est-à-dire, 2DOF- PID_f où les paramètres W_p et W_v sont des facteurs de pondération sur les termes proportionnel et dérivé.

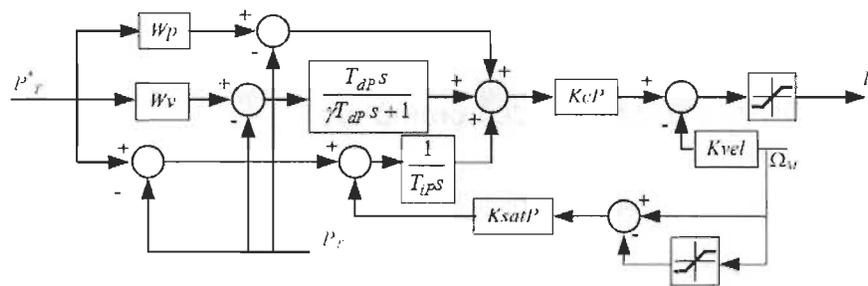


FIGURE 2.4 – Structure 2 - Contrôleur 2DOF- PID_f avec un retour d'anti-saturation sur la vitesse du moteur.

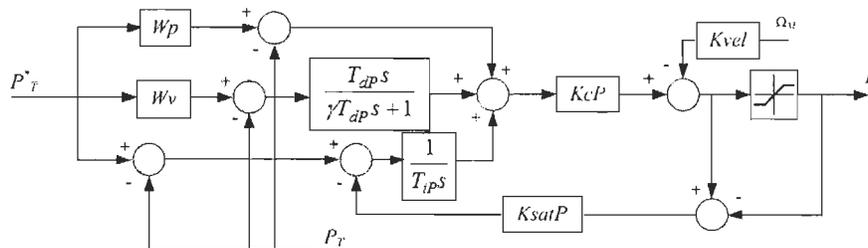


FIGURE 2.5 – Structure 3 - Contrôleur 2DOF- PID_f avec un retour d'anti-saturation sur le courant.

Ces structures sont non linéaires et possèdent plusieurs paramètres. Pour avoir une synthèse optimale afin de rencontrer les exigences du système, l'uti-

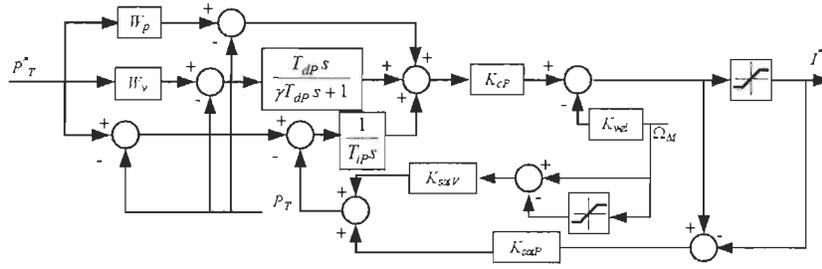


FIGURE 2.6 – Structure 4 - Contrôleur 2DOF-PID_f avec retour d'anti-saturation sur la vitesse du moteur et sur le courant.

lisation d'un critère de performance approprié est requis. Ainsi, la fonction objective suivante a été conçue afin de cibler les caractéristiques à pénaliser dans la réponse transitoire et de considérer des exigences pratiques :

$$J(\mathbf{x}) = \int_{t_{ds}}^{t_{ds}+T_s} \frac{|e(t)|}{\Delta P_T^*} dt + \lambda \int_{t_{pp}}^{t_{pp}+T_p} \frac{|e(t)|}{\Delta T_{pert}} dt + \sigma_d \int_0^{T_f} \frac{e_d(t)}{\Delta P_T^*} dt + \beta_{vd} \int_0^{T_f} \frac{e_{vd}(t)}{\Omega_{M_m}} dt \quad (2.6)$$

- Les deux premiers termes sont les sommations respectives de la réponse transitoire normalisée par rapport à l'amplitude de la variation de l'entrée échelon ΔP_T^* et de la réponse transitoire due à l'application d'une perturbation d'amplitude ΔT_{pert} ; t_{ds} est le temps du dernier point de variation de consigne ; T_s est le temps approximatif de stabilisation pour l'entrée de référence échelon ; t_{pp} est le temps de la dernière variation d'entrée de perturbation ; T_p est le temps approximatif de stabilisation de l'entrée de perturbation ; $e(t) = P_T^*(t) - P_T(t)$ est l'erreur de sortie ; λ est une constante positive utilisée comme rigidité équivalente pour normaliser l'erreur de position due à la perturbation ;
- Le troisième terme pénalise les erreurs de dépassement ; T_f est le temps de simulation, σ_d est une constante positive ; $e_d(t)$ est la valeur

de $|e(t)|$ durant le dépassement de la consigne ;

- Le quatrième terme pénalise la violation de la vitesse du moteur ;

$e_{v_d}(t) = ||\Omega_M(t) - \Omega_{M_m}|$ où Ω_{M_m} est la limite supérieure de la vitesse du moteur et β_{v_d} est une constante de pondération.

2.3 Résultats de simulation

L'algorithme ACO-NM [27] est implémenté dans Matlab® et le modèle du système dans SimulinkTM. La performance d'un algorithme d'optimisation s'évalue principalement par ; *i*) le nombre moyen d'évaluations de la fonction objective $f - evals$ pour atteindre la solution finale et *ii*) la valeur moyenne ME de $J(x)$. Une meilleure paramétrisation permet d'améliorer les performances d'un algorithme. L'étude porte donc sur l'impact des deux principaux paramètres de ACO à savoir m et ds ainsi que du critère pour passer de ACO à NM. En premier, l'étude est réalisée sur la Structure 1². Par la suite, le comportement observé est vérifié sur les Structures 2 à 4.

Pour déterminer l'espace de recherche de ACO, les paramètres du contrôleur PID_f ont d'abord été déterminés par placement de pôles sur une version approximée du modèle rigide du système. Les intervalles choisis sont les suivants :

$$\begin{array}{lll} K_{cP} : [0.001 \text{ à } 10] & \gamma : [10 \text{ à } 50] & K_{vel} : [0.001 \text{ à } 0.1] \\ T_{iP} : [0.003 \text{ à } 30] & W_v : [0 \text{ à } 1] & K_{SatP} : [1 \text{ à } 1,000] \\ T_{dP} : [0.001 \text{ à } 10] & W_p : [0 \text{ à } 1] & K_{SatP} : [1 \text{ à } 1,000] \end{array}$$

Ceux-ci sont larges pour augmenter la probabilité d'englober la région de l'optimum global. Les intervalles de recherche sont activés selon la structure de commande à optimiser. Le Tableau 2.1 présente la variable de décision x ainsi que les pondérations dans (2.6) selon la structure de commande.

2. Pour cette structure, il a été démontré dans [52] qu'un ajustement séquentiel des paramètres de la structure de contrôle PID_f et son coefficient d'anti-saturation fournit une réponse du système très lente.

Tableau 2.1 – Paramètres de x et pondération de (2.6) selon la structure de commande

Structure	Fig.	x	σ_d	λ	β_{v_d}
1	2.3	$K_{cP}, T_{dP}, T_{iP}, \gamma, K_{vel}, K_{SatP}, K_{SatI}$	1	0	0
2	2.4	$K_{cP}, T_{dP}, T_{iP}, W_v, \gamma, K_{vel}, K_{SatP}, K_{SatI}, W_p$	2	0.075	0
3	2.5	$K_{cP}, T_{dP}, T_{iP}, W_v, \gamma, K_{vel}, K_{SatP}, K_{SatI}, W_p$	100	0.075	100
4	2.6	$K_{cP}, T_{dP}, T_{iP}, W_v, K_{satV}, \gamma, K_{vel}, K_{SatP}, K_{SatI}, W_p$	100	0.075	100

2.3.1 Courbe de sensibilité - Structure 1

Comme premier cas de simulation, la performance de ACO est testée avec différents nombres de fourmis m pour syntoniser la Structure 1 pour $ds=75$. Le critère d'arrêt de ACO est un nombre fixe d'évaluations de la fonction objective, soit $nb - evals\ maximum = 15,000$. Le nombre d'itérations de ACO varie selon le test puisque $nombre\ d'iteration\ ACO = nb - evals\ maximum/m$. L'étude statistique présente la moyenne de 10 simulations pour chaque valeur de m .

Le Tableau 2.2 présente $f - evals$ et ME en fonction de m . La tendance observée est que plus il y a de fourmis, plus faible est la valeur ME . Par contre, la Figure 2.7 montre que m et $f - evals$ sont indépendants. En fait, $f - evals$ varie considérablement, soit entre 717 et 14,970 évaluations, pour un intervalle de ME de 10.83 à 11.84. Pour obtenir des courbes de sensibilité pour la paramétrisation de ACO, un élément commun entre les paramètres étudiés doit être repéré. Pour le cas à l'étude, deux regroupement de données sont observés sur la Figure 2.7 : i) $f - evals < 6,000$ et ii) $f - evals > 10,000$.

Tableau 2.2 – Relation entre m , ME et $f - evals - ds = 75$

m	ME	$f - evals$
10	11.8441	14,970
50	11.5299	14,500
75	11.4586	13,200
100	11.5299	5,600
125	11.5217	750
150	11.4170	11,700
175	11.2494	717
200	11.2914	2,600
225	11.2292	11,700
250	11.1808	5,000
275	11.2294	13,200
300	11.2268	11,700
400	11.0063	13,600
500	11.1109	3,500
1,000	10.8309	14,000

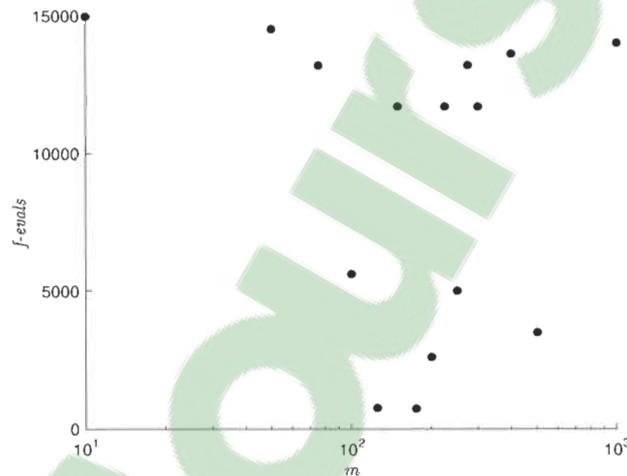


FIGURE 2.7 – $f - evals$ en fonction de m .

Les Figures 2.8 et 2.9 présentent les courbes de convergence de ME en fonction du nombre moyen de $nb - evals$ selon les groupements observés. Il est important de mentionner que la mise à jour de la matrice de phéromone est effectuée après chaque itération, soit 1 itération = m évaluations de la fonction objective. La réponse du système s'améliore rapidement pendant les premières évaluations alors que par la suite, l'amélioration se produit par larges plateaux. Il serait pertinent d'utiliser cet élément commun d'amélioration

comme critère de passage de ACO à NM. Le nouveau critère d'arrêt de ACO se définit donc par une stagnation de la valeur $J(x)$ durant cinq itérations consécutives.

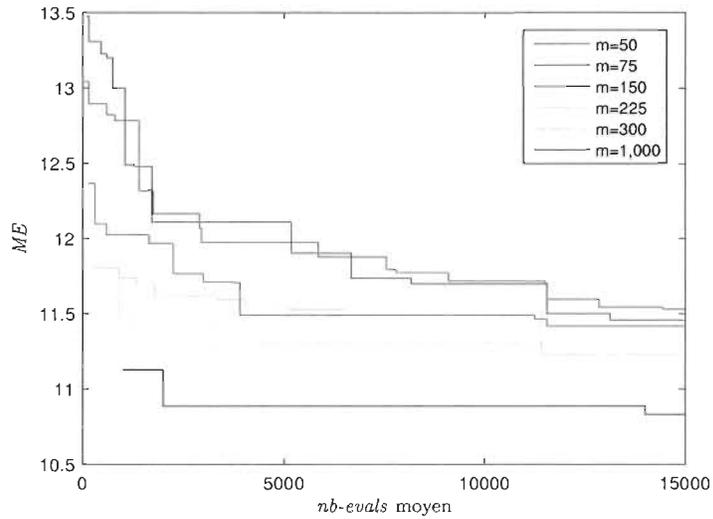


FIGURE 2.8 – $nb - evals$ moyen en fonction de ME ($f - evals > 10,000$).

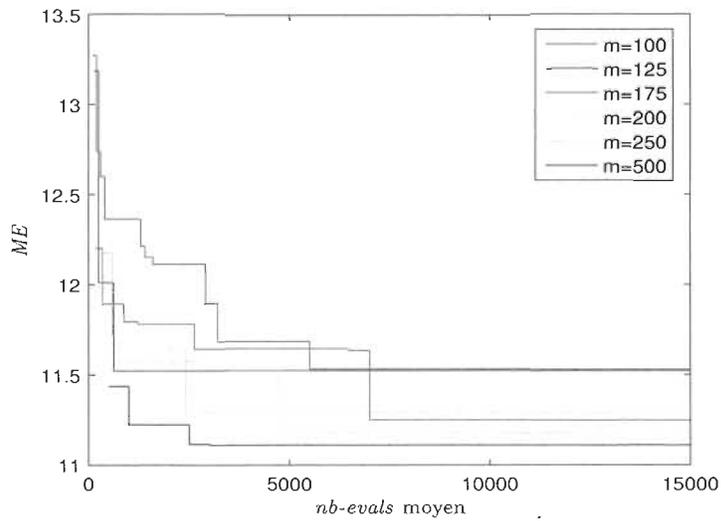


FIGURE 2.9 – $nb - evals$ moyen en fonction de ME ($f - evals < 6,000$).

Les Figures 2.10 et 2.11 présente les résultats obtenus avec le nouveau critère d'arrêt de ACO. Il est observé qu'à partir d'un certain nombre m ,

l'amélioration de la solution devient faible. De plus, avec ce nouveau critère, $f - evals$ est maintenant directement proportionnel à m . En conséquence, l'amélioration de la réponse obtenue par une augmentation de fourmis est coûteuse.

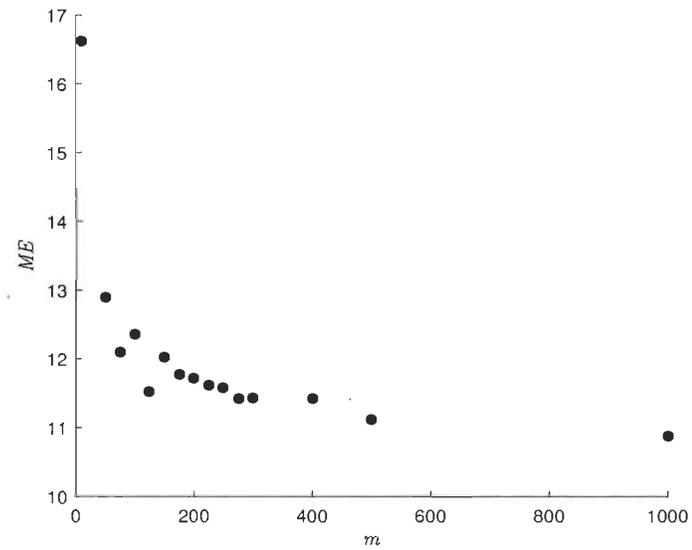


FIGURE 2.10 – ME en fonction de m (critère d'arrêt de ACO = 5 itérations consécutives de ACO sans amélioration de $J(x)$).

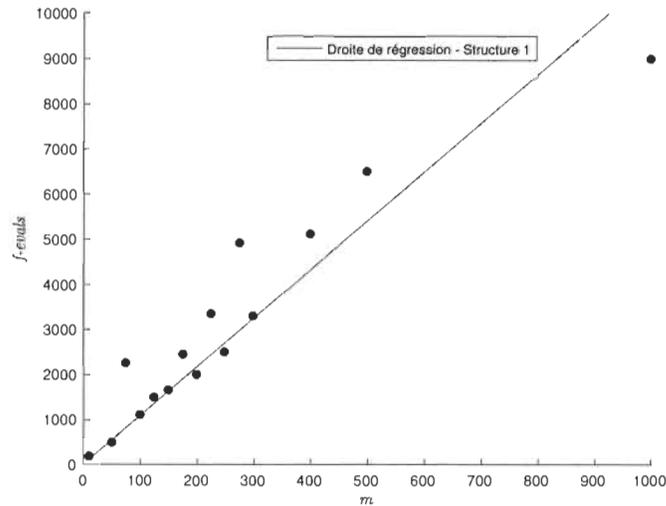


FIGURE 2.11 – $f - evals$ fonction de m .

Un second cas de simulation est effectué pour vérifier si les résultats obtenus avec les différents critères d'arrêt de ACO sont observés avec un espace de recherche moins discrétisé, c'est-à-dire $ds = 25$ au lieu de $ds = 75$. Une valeur ds plus faible réduit le nombre de combinaisons possibles. Conséquemment, il est possible de réduire la valeur de m . Par le fait même, le nombre maximum d'évaluations de $J(x)$ comme critère d'arrêt de ACO est réduit à 5,000. La Tableau 2.3 présente $f - evals$ pour atteindre ME en fonction de m . Tel qu'au premier cas de simulation, la valeur de $J(x)$ a tendance à diminuer avec un nombre plus élevé de fourmis, mais elle n'est pas directement corrélée à $f - evals$.

Tableau 2.3 – Relation entre m , ME , et $f - evals - ds = 25$

m	ME	$f - evals$
2	15.0300	2,306
5	13.7265	4,580
10	12.7712	4,240
15	12.6280	2,070
20	12.6764	3,300
25	12.2651	3,925
30	12.1516	4,650
35	12.1649	4,865
40	12.2755	1,080
45	12.2697	4,410
75	11.9162	3,900
90	11.7010	4,680
150	11.6708	5,032

Les courbes des Figures 2.12 et 2.13 présentent les résultats obtenus avec le nouveau critère d'arrêt de ACO, c'est-à-dire ACO arrête après cinq itérations successives sans amélioration de $J(x)$. Les résultats exhibent la même tendance qu'au premier cas de simulation. De plus, la valeur ME où la courbe de la Figure 2.12 commence à se stabiliser n'est que légèrement supérieure comparée à celle de la Figure 2.10 alors que les valeurs $f - evals$ de la courbe de la Figure 2.13 sont nettement plus faibles que celles de la Figure 2.11. Ainsi, la courbe de la Figure 2.12 peut guider le choix de la valeur m afin que ACO trouve une solution de qualité suffisante pour démarrer la méthode NM dans une région prometteuse. De plus, ceci permettra à ACO-NM de converger vers une solution de qualité en un plus faible coût de calculs.

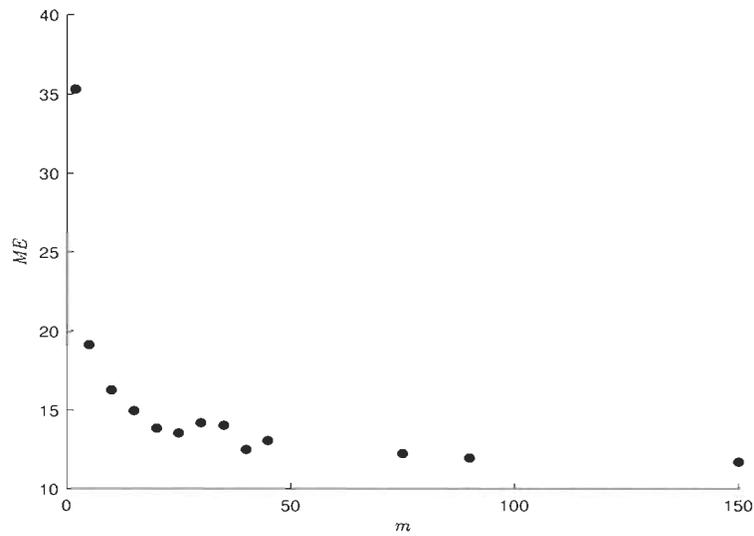


FIGURE 2.12 – ME fonction de m - $ds = 25$.

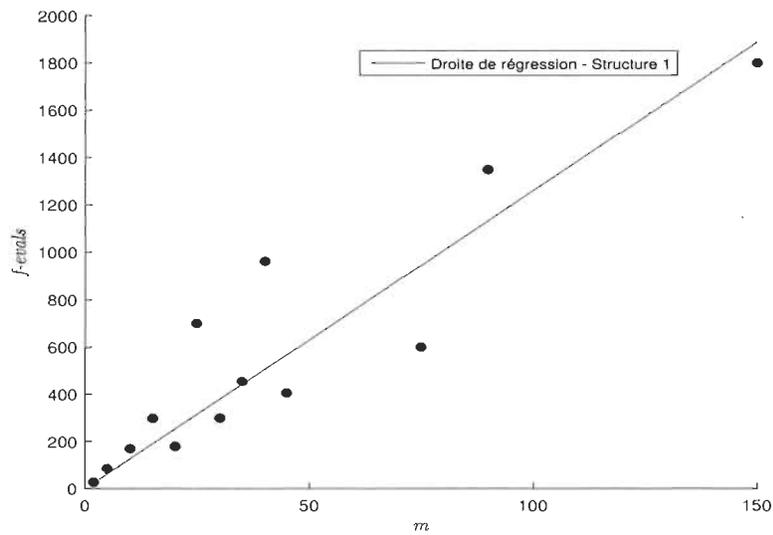


FIGURE 2.13 – $f - evals$ en fonction de m - $ds = 25$.

La courbe de la Figure 2.12 commence à se stabiliser à partir de $m = 20$ pour un $f - evals = 180$. Ainsi, ce nombre de fourmis et le nouveau critère de passage de ACO à NM est utilisé dans l'algorithme ACO-NM [27]. La Figure 2.14 montre que la réponse obtenue pour un des dix essais est similaire à celle

présentée dans [27]. Le Tableau 2.4 présente les différences entre la nouvelle paramétrisation et celle de [27]. La réponse finale est obtenue presque deux fois plus rapidement pour une solution de qualité similaire.

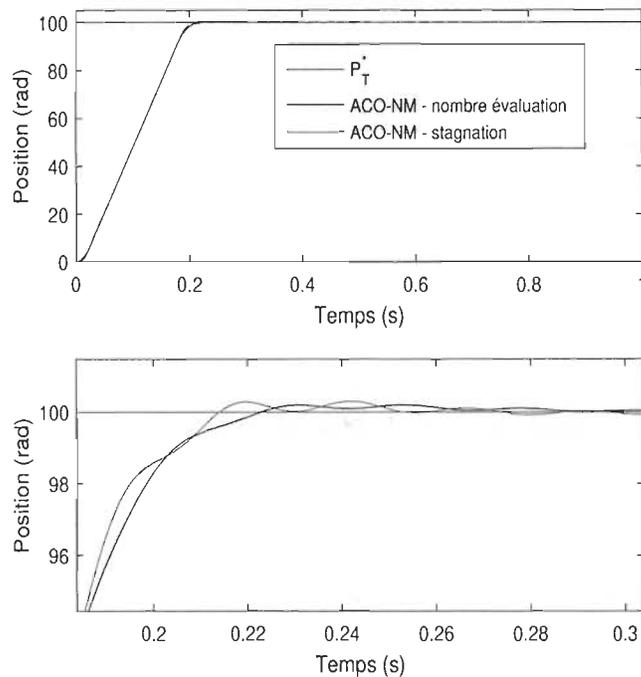


FIGURE 2.14 – Structure 1 - Positionnement de la table - réponse à l'échelon.

Tableau 2.4 – Différences de paramétrisation de ACO-NM

	Critère arrêt - ACO	
	Stagnation	Nombre évaluation [27]
m	20	33
$f - evals$ ACO	180	1,089*
$f - evals$ NM	1,114	1,489
$f - evals$ ACO-NM	1,294	2,578

*Le nombre d'itération a été fixé à 33, donc $f - evals = m \times 33$

La courbe de sensibilité a permis une meilleure paramétrisation de ACO et du critère de passage de ACO à NM, ce qui se traduit par une amélioration des performances de l'algorithme. Dans la prochaine sous-section, des courbes de sensibilités seront établies pour les Structures 2 à 4.

2.3.2 Courbes de sensibilité - Structures 2 à 4

La performance du critère de passage de ACO à NM est maintenant validée sur les Structures 2 à 4 pour $ds = 25$. Pour les Structures 2 à 4, un échelon de perturbation $ForceE$ est appliqué au système à deux secondes. Sa valeur est réaliste et correspond à 20% du couple nominal, soit de 0.75 Nm. Les courbes de la Figure 2.15 présentent la relation entre ME et le nombre de fourmis m . Pour toutes les structures, à partir d'un certain nombre m , la valeur $J(x)$ s'améliore que légèrement. Ce nombre de fourmi devrait être choisi comme valeur de m afin d'améliorer les performances de ACO-NM puisque les droites de régression de la Figure 2.16 confirment que plus il y a de fourmis, plus $f - evals$ est élevé. Les courbes de la Figure 2.15 peuvent servir de guide de paramétrisation de m selon le nombre de variables à optimiser. La Figure 2.17 compare la réponse obtenue pour la structure 2 avec le critère de passage de ACO à NM avec un nombre fixe d'évaluations de $J(x)$ [53] et avec le nouveau critère de stagnation. Les réponses sont similaires, mais le $f - evals$ est environ sept fois plus petit avec le nouveau critère.

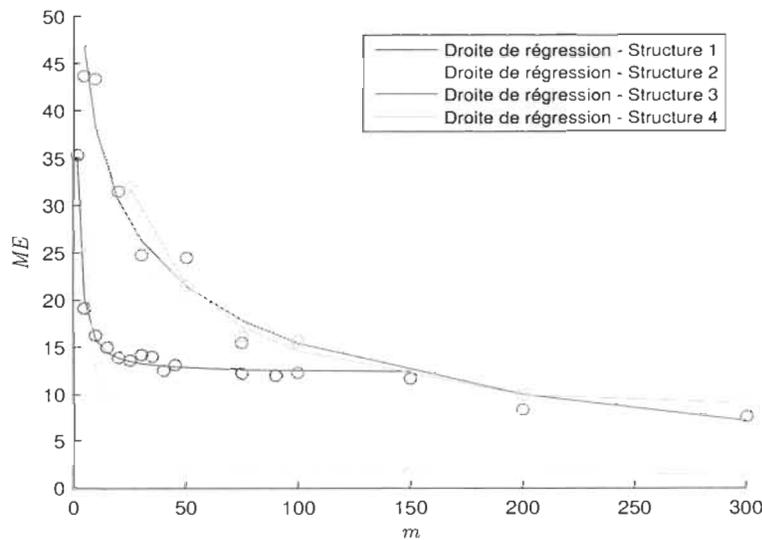


FIGURE 2.15 – ME fonction de m .

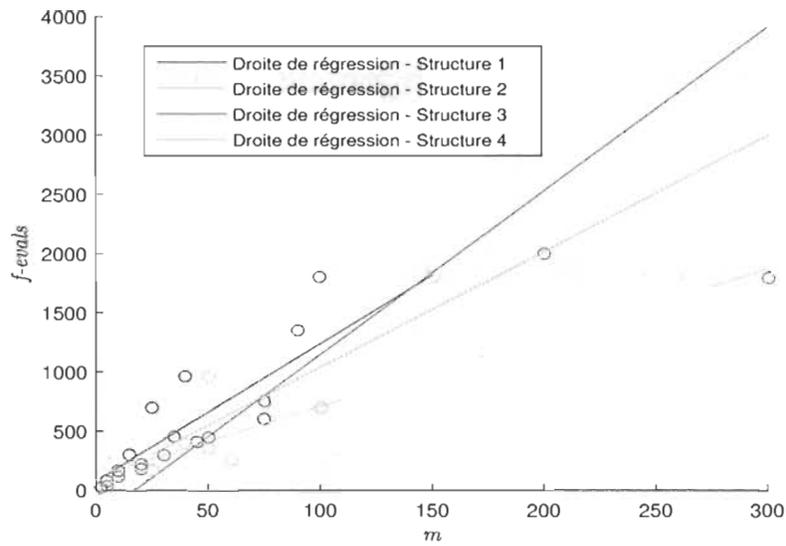


FIGURE 2.16 – $f - evals$ en fonction de m .

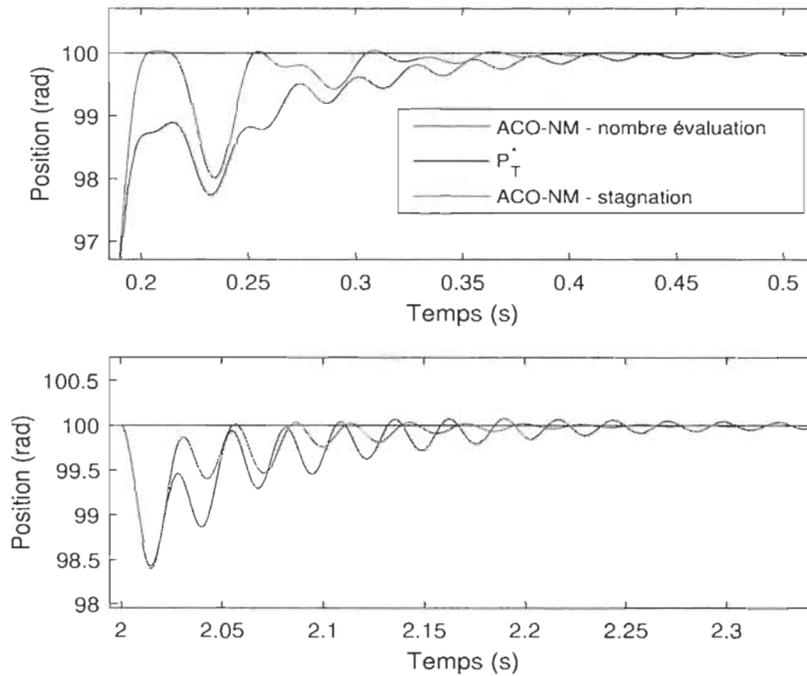


FIGURE 2.17 – Structure 2 - Positionnement de la table - réponse à l'échelon et à la perturbation.

2.4 Conclusion

Les analyses statistiques ont permis de repérer un comportement commun entre les paramètres étudiés, ce qui a rendu possible la conception d'un nouveau critère de passage entre ACO à NM. L'efficacité de ce critère a été confirmé sur quatre structures de commande. De plus, des courbes de sensibilités (Figure 2.15) présentant la relation entre la valeur ME et m permettent une détermination plus optimale du nombre de fourmis. Ainsi, le nouveau critère combiné à une meilleure paramétrisation de l'algorithme a permis la convergence de ACO-NM vers une solution de qualité en un coût de calculs plus faible que [27]. ACO-NM avec une meilleure paramétrisation et nouveau critère de passage entre ACO et NM vient offrir un outil plus efficaces pour l'ajustement de contrôleurs complexes avec mécanismes d'anti-saturation. À partir de ces résultats, de tests préliminaires d'ajustement avec une version simplifiée de ACO ainsi que la conception de la méthode pour contraindre NM ont été réalisés sur le SRTA et sur des fonctions benchmarks. ACO-NM proposé dans ce travail doctoral est présenté dans le prochain chapitre.

Chapitre 3

Algorithme d'optimisation proposé - ACO-NM

Ce chapitre présente l'algorithme proposée dans le cadre de cette thèse. ACO est une métaheuristique inspirée par le comportement des colonies de fourmis qui a été initialement proposée pour l'optimisation combinatoire [11]. La méthode NM est une méthode d'optimisation non contrainte basée sur le principe du simplex [4].

3.1 Algorithme ACO

Il a été observée qu'une colonie de fourmis a tendance à prendre le chemin le plus court entre son habitacle et une source de nourriture. Ceci s'explique par le fait que les fourmis communiquent entre elles en déposant des traces de phéromones lorsqu'elles se déplacent. Les chemins avec le plus de phéromones sont plus attrayants pour les fourmis. Initialement, les fourmis prennent des chemins différents les uns des autres. La fourmi qui prendra le chemin la plus court fera plus d'aller-retour entre son habitacle et la source de

nourriture que les autres. Par conséquent, la quantité de phéromones augmentera plus rapidement sur ce chemin et ainsi attirera de plus en plus de fourmis. Finalement, toutes les fourmis prendront le même chemin, c'est-à-dire le plus court. La solution émerge donc de l'interaction collective entre les fourmis.

Une approche pour exploiter le comportement des fourmis en optimisation consiste à représenter le problème par un graphe d'optimisation tel que montré à la Figure 3.1 [54]. Les fourmis se déplacent de façon probabiliste sur le graphe en essayant de minimiser une fonction objective. Elles déposent des phéromones sur les nœuds parcourus, lesquels sont représentés par une matrice de phéromones. La quantité de phéromones déposées, représentant les poids de la matrice de phéromone, augmente avec la qualité de la réponse.

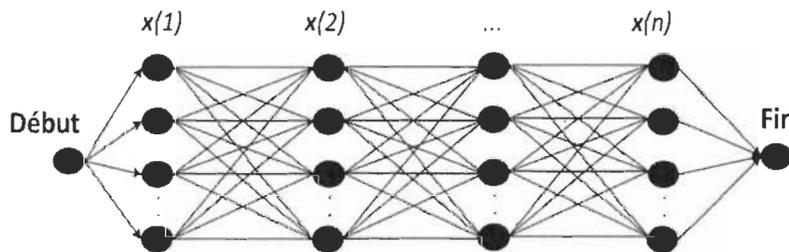


FIGURE 3.1 – Graphe d'optimisation pour ACO [54].

3.2 Méthode Nelder-Mead

La méthode NM est populaire pour résoudre des problèmes d'optimisation non linéaire sans contrainte. Cette méthode de recherche basée sur le simplexe est généralement utilisée pour l'optimisation locale. L'algorithme NM tend à minimiser une fonction scalaire non linéaire de n variables en utilisant seulement l'évaluation de la fonction objective, c'est-à-dire sans utiliser de dérivée [4].

Initialement, l'algorithme NM crée son premier simplexe Δ_1 de $n+1$ sommets à partir d'un point de départ x_0 . Un sommet représente x , un ensemble solution

de n variables. Par la suite, le simplexe se déplace selon différentes étapes dans l'espace de recherche non contraint afin de minimiser une fonction objective [4]. Les étapes peuvent être : *i*) Ordonnancement, *ii*) Réflexion, *iii*) Expansion, *iv*) Contraction et, *v*) Rétrécissement.

3.3 ACO-NM proposé

ACO-NM proposé combine un algorithme ACO simplifié avec un nouvel algorithme NM contraint. ACO simplifié signifie que la construction de la solution ACO est basée uniquement sur la matrice de phéromones sans poids. ACO simplifié est donc plus facile à régler que ACO original. En effet, aucun équilibrage entre les poids de la matrice de phéromones et de la matrice d'informations heuristiques n'est requis contrairement à ACO original [11]. Le critère de passage de ACO à NM fait référence à la stagnation de la fonction coût pour un nombre q d'itérations consécutives de ACO [55] - voir Chapitre 2. Ce changement est indépendant des autres paramètres de l'algorithme, signifiant qu'aucune modification de la valeur par défaut de q ou un léger ajustement est nécessaire lorsque ACO-NM proposé est appliqué à différents problèmes d'optimisation. À partir de la meilleure solution trouvée par ACO, $x_{ACO_{best}}$, l'algorithme NM contraint crée le premier simplexe Δ_1 de $n+1$ sommets. Le simplexe se déplace dans l'espace de recherche contraint selon différentes étapes [4] jusqu'à ce qu'il atteigne l'un de ses critères d'arrêt. La procédure de contrainte proposée pour NM gère toutes valeurs d'intervalle d'espace de recherche et considère l'interaction parmi les variables à optimiser par opposition à [28] [32] [31].

L'ACO simplifié suivi de l'algorithme NM contraint est effectué itérativement en minimisant une fonction coût $f(x)$ jusqu'à ce que le critère d'arrêt ACO-NM soit atteint. La structure de ACO-NM est présentée au Tableau 3.1.

Tableau 3.1 – Structure de ACO-NM proposé

```

ACONMInitialisation(UserInput)
while not(ACONMStopCriterion) do
  ACOInitialisation( $\tau$ )
  while not(ACOSTopCriterion) do
    for  $k = 1 : m$ 
       $X(k, x_k) = \text{BuildSolution}$ 
       $fval_{it}(k, fval_{x_k}) = \text{SolutionEval}(x_k)$ 
    end
    ACOevaluation
    UpDatePheromoneMatrix
  end while
   $\Delta_1 = \text{PerformFirstSimplex}(x_{ACO_{best}})$ 
  while not(NMStopCriteria) do
    OrderingVertices
     $(x_r, f_r) = \text{ComputeReflectionPt}$ 
    BoundedTest( $x_r$ )
    if  $f_1^{(u)} \leq f_r^{(u)} < f_n^{(u)}$ 
      Introduce( $x_r$ )
    elseif  $f_r^{(u)} < f_1^{(u)}$ 
       $(x_e, f_e) = \text{ComputeExpansionPt}$ 
      BoundedTest( $x_e$ )
      if  $f_e^{(u)} < f_r^{(u)}$ 
        Introduce( $x_e$ )
      else
        Introduce( $x_r$ )
      end
    elseif  $f_n^{(u)} \leq f_r^{(u)} < f_{n+1}^{(u)}$ 
       $(x_{oc}, f_{oc}) = \text{ComputeOutsideContractionPt}$ 
      BoundedTest( $x_{oc}$ )
      if  $f_{oc}^{(u)} < f_r^{(u)}$ 
        Introduce( $x_{oc}$ )
      else
        PerformShrinkage
      end
    else
       $(x_{ic}, f_{ic}) = \text{ComputeInsideContractionPt}$ 
      BoundedTest( $x_{ic}$ )
      if  $f_{ic}^{(u)} < f_{n+1}^{(u)}$ 
        Introduce( $x_{ic}$ )
      else
        PerformShrinkage
      end
    end
  end while
end while

```

Resultat : $x_{ACO-NM}, fval_{ACO-NM}$

ACONMInitialisation initialise ACO-NM proposé en fonction des spécifications de l'utilisateur. Ces spécifications incluent la fonction coût $f(x)$ à minimiser, les limites inférieures φ_{min} et supérieures φ_{max} de l'espace de recherche ainsi que les paramètres internes de ACO-NM. Les paramètres internes sont : le nombre de fourmis dans la colonie m , la discrétisation de l'espace de recherche ds , le diviseur d'espace de recherche div et, le paramètre de stagnation q . Leurs valeurs par défaut sont $m = 15$, $ds = 20$, $div = 100$ et,

$q = 5$. Ces valeurs ont été déterminées selon [55] [56] - Chapitre 2¹. La valeur div est utilisée pour créer l'espace de recherche de ACO soit lorsque les limites de l'espace de recherche sont de signe opposé ou lorsque l'une d'entre elles est nulle. Par exemple, pour la variable x_i , si $\varphi_{min}(i) = 0$, l'espace de recherche sera un vecteur de ds valeurs espacées de façon logarithmique de $\varphi_{max}(i)/div$ à $\varphi_{max}(i)$. Si la zone proche de 0 est critique, la valeur div devrait être supérieure à 100. L'utilisateur doit également fournir au moins un des trois critères d'arrêt pour NM, $NMStopCriteria$, c'est-à-dire, α qui est le nombre maximum d'itérations de NM, Ω qui se réfère au nombre maximum d'évaluations de $f(x)$ par itération de ACO-NM, et ϱ qui est la tolérance de la valeur de $f(x)$. Le critère d'arrêt pour ACO-NM, $ACONMStopCriterion$, est un nombre κ d'évaluations de $f(x)$.

ACOInitialisation initialise la matrice de phéromones τ de dimension $n \times ds$ et la variable $stag$ à 0.

BuildSolution est l'étape à laquelle les fourmis se déplacent sur le graphe d'optimisation - Figure 3.1. Ce graphe peut être représenté par une matrice N de dimension $n \times ds$, où chaque colonne correspond à une variable à optimiser et chaque noeud est une valeur quantifiée dans l'espace de recherche. De la gauche vers la droite, les fourmis choisissent de façon probabiliste un nœud dans chaque colonne afin de construire une solution complète. La première ligne de N est soumise à φ_{min} et la dernière à φ_{max} . Cette représentation permet d'ajouter ou de supprimer facilement des variables selon le problème d'optimisation.

La probabilité qu'une fourmi k choisissent un paramètre $N(i, j)$ est :

1. Le Chapitre 2 présente les études statistiques qui ont permis de déterminer une meilleure paramétrisation ainsi que de valider un nouveau de critère de passage entre ACO et NM.

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]}{\sum_{j=1}^{ds} [\tau_{ij}(t)]} \quad (3.1)$$

où $\tau_{ij}(t)$ est la quantité de phéromones pour le paramètre $N(i, j)$ accumulée dans la matrice de phéromones τ .

L'étape **SolutionEval** enregistre la valeur de la fonction coût $fval_{x_k}$ d'une fourmi k dans le vecteur $fval_{it}$.

ACOEvaluation trouve la meilleure solution pour l'itération actuelle de ACO; $fval_{x_{ACO_{it}}} = \min\{fval_{it}\}$. La meilleure solution trouvée avant l'itération actuelle est définie par la variable $x_{ACO_{best}}$. Si $fval_{x_{ACO_{it}}} < x_{ACO_{best}}$, $x_{ACO_{best}}$ prend la valeur $fval_{x_{ACO_{it}}}$ et la variable de stagnation $stag$ est réinitialisée à 0; sinon, $stag = stag + 1$. Lorsque $stag = q$, l'algorithme ACO s'arrête et l'algorithme NM contraint forme son premier simplexe Δ_1 à partir de $x_{ACO_{best}}$.

UpdatePheromoneMatrix est le processus de mémoire guidant les fourmis lors de la recherche. À cette étape, une quantité de phéromone $\nabla\tau$ est déposée selon la qualité de la réponse. Un paramètre prometteur reçoit plus de phéromone qu'un médiocre. La mise à jour de la matrice de phéromones et la quantité de phéromones déposée sont calculées comme suit :

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \nabla\tau_{ij}^k(t), \forall(i, j) \in x^k \quad (3.2)$$

$$\nabla\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} g(fval_{x_k}, x_{ACO_{best}}) \\ 0 \quad \text{si } fval_{x_k} > ObjLim \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\tau_{ij} = (1 - \Upsilon)\tau_{ij}, \forall(i, j) \quad (3.4)$$

où $\nabla\tau_{ij}^k(t)$ est la quantité de phéromones déposée sur la valeur $N(i, j)$ et $ObjLim$ une valeur maximale admissible de la fonction coût; ce paramètre est facultatif. La variable Υ est le taux d'évaporation. Sa valeur

par défaut est 0.2. Le phénomène d'évaporation évite l'accumulation illimitée de phéromones et permet d'oublier les mauvaises décisions prises antérieurement. Le phénomène d'évaporation peut être à nouveau appliqué sur de très mauvais paramètres. Par exemple, dans le cas de la syntonisation de contrôleurs du SRTA, si la réponse du système est instable selon Routh-Hurwitz, le phénomène d'évaporation est appliqué deux fois et aucune phéromone n'est déposée.

PerformFirstSimplex crée le premier simplexe Δ_1 à partir de $x_{ACO_{best}}$ où la procédure est présentée au Tableau 3.2.

Tableau 3.2 – Procédure **PerformFirstSimplex**

Calculer le sommet pour chaque $x \forall j \in 1, \dots, n$

for $j=1 : n$

$x_j = x_{ACO_{best}}$

if $x_j(j) \neq 0$

$x_j(j) = (1 + 0.05)x_{ACO_{best}}(j)$

if $x_j(j) < \varphi_{min}(j)$

$\Delta_{bound} = |\varphi_{min}(j) - \varphi_{max}(j)|$

$x_j(j) = \varphi_{min}(j) + 0.25\Delta_{bound}$

end

if $x_j(j) > \varphi_{max}(j)$

$\Delta_{bound} = |\varphi_{min}(j) - \varphi_{max}(j)|$

$x_j(j) = \varphi_{max}(j) - 0.25\Delta_{bound}$

end

else

$x_j(j) = 0.00025$

end

end

$\Delta_1 = (x_{ACO_{best}}, x_j)$ où $j = 1, \dots, n$

OrderVertices place en ordre croissant, au début de la u ième itération, les sommets de Δ_u tel que $x_1^{(u)}, \dots, x_{n+1}^{(u)}$ de sorte que $f_1^{(u)} \leq f_2^{(u)} \leq \dots \leq f_{n+1}^{(u)}$, où $f_i^{(u)}$ signifie $f(x_i^{(u)})$ [4]. Donc, $x_1^{(u)}$ fait référence au meilleur point, $x_2^{(u)}$ au deuxième meilleur point, et ainsi de suite pour finir avec le moins bon point $x_{n+1}^{(u)}$. S'il y a égalité entre les valeurs de $f(x)$, la première valeur calculée domine sur la seconde.

L'étape **ComputeReflectionPt** calcule le point de réflexion x_r comme suit :

$$x_r = \bar{x} + \rho(\bar{x} - x_{n+1}) \quad (3.5)$$

où $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i/n$ est le centroïde des n meilleurs sommets et $\rho = 1$ [4].

BoundedTest exécute la procédure présentée au Tableau 3.3 pour contraindre la recherche de NM. Souvent, pour un problème d'optimisation, les variables à optimiser sont interdépendantes. Pour cette raison, la procédure de contrainte considère cette interdépendance lors de l'optimisation. Pour se faire, si plusieurs valeurs sont hors limite, la procédure prend le ratio le plus élevé du dépassement de la limite sur la distance entre la nouvelle valeur et la valeur à remplacer. Le rétrécissement est effectué avec ce ratio sur toute les variables du sommet. Ensuite, le nouveau point est évalué.

Tableau 3.3 – Procédure **BoundedTest**

Calculer le dépassement des limites inférieures et supérieures de $x \forall i \in 1, \dots, n$:

Initialisation : $\delta_{min} = 0, \delta_{max} = 0$

for $i = 1 : n$

if $x(i) < \varphi_{min}(i)$

$\delta_{min}(i) = |x(i) - \varphi_{min}(i)|$

elseif $x(i) > \varphi_{max}(i)$

$\delta_{max}(i) = |x(i) - \varphi_{max}(i)|$

end

end

if $\delta_{max} \neq 0 \parallel \delta_{min} \neq 0$

for $i = 1 : n$

 Calculer la différence d entre x et le vertex à remplacer x_{n+1} ,

$d(i) = |x(i) - x_{n+1}(i)|$

 Calculer les ratios du dépassement des limites δ_{min} et δ_{max} sur la distance d

if $d(i) > 0$

$r_{lower}(i) = \delta_{min}(i)/d(i), r_{upper}(i) = \delta_{max}(i)/d(i)$

else

$r_{lower}(i) = 0, r_{upper}(i) = 0$

end

end

 Calculer le gain du ratio le plus élevé :

$r_{max} = \max\{r_{lower}, r_{upper}\}$

for $i = 1 : n$

 Procéder au rétrécissement global :

if $x(i) < x_{n+1}(i)$

$x(i) = x(i) + r_{max} \times d(i)$

else

$x(i) = x(i) - r_{max} \times d(i)$

end

 Vérifiez que le nouveau sommet calculé est dans les limites * $x \forall i \in 1, \dots, n$

if $x(i) > \varphi_{max}(i)$

$\Delta_{bound} = |\varphi_{max}(i) - \varphi_{min}(i)|$

$x(i) = \varphi_{max}(i) - 0.75\Delta_{bound}$

elseif $x(i) < \varphi_{min}(i)$

$\Delta_{bound} = |\varphi_{max}(i) - \varphi_{min}(i)|$

$x(i) = \varphi_{min}(i) + 0.75\Delta_{bound}$

end

end

 Évaluer $f(x)$

end

* Cette procédure a également été ajoutée à contrainte de réflexion [31] pour la comparaison de ACO-NM. Cette procédure est pour éviter le rebondissement entre les limites.

L'étape **Introduce** fait référence au remplacement de x_{n+1} par le nouveau

x . Par la suite, l'algorithme NM contraint recommence par **OrderingVertices** et ainsi de suite à moins que NMStopCriteria ou ACONMStopCriterion soit atteint.

ComputeExpansionPt calcule le point d'expansion x_e comme suit :

$$x_e = (1 + \rho\chi)\bar{x} - \rho\chi x_{n+1} \quad (3.6)$$

où $\chi = 2$ [4].

ComputeOutsideContractionPt calcule le point de contraction externe x_{oc} tel que :

$$x_{oc} = (1 + \rho\gamma)\bar{x} - \rho\gamma x_{n+1} \quad (3.7)$$

où $\gamma = 1/2$ [4].

ComputeOutsideContractionPt calcule le point de contraction externe x_{oc} tel que :

$$x_{oc} = (1 + \rho\gamma)\bar{x} - \rho\gamma x_{n+1} \quad (3.8)$$

où $\gamma = 1/2$ [4].

ComputeInsideContractionPt calcule le point de contraction interne x_{ic} comme suit :

$$x_{ic} = (1 - \gamma)\bar{x} + \gamma x_{n+1} \quad (3.9)$$

PerformShrinkage rétrécit le simplexe à partir du meilleur point $x_1^{(u)}$ pour $i = 2, \dots, n + 1$ comme suit :

$$v_i = x_1 + \sigma(x_i - x_1) \quad (3.10)$$

où $\sigma = 1/2$ [4]. Après **PerformShrinkage**, l'algorithme NM contraint commence par **OrderingVertices** sauf si NMStropCriteria ou ACONMStopCriterion est atteint.

Dans les prochains chapitres, ACO-NM proposé sera appliqué à des fonctions de test, communément appelées fonctions benchmarks, ainsi qu'à l'ajustement de structures de commande pour un VE, un SRTA et un système de pendule inversé. L'objectif de ces différentes applications est de démontrer que ACO-NM est un algorithme rapide, précis, facilement applicable à divers systèmes et fonctions ayant différentes caractéristiques tout en répondant à des besoins spécifiques dans le domaine de syntonisation de structures de commande.

Chapitre 4

Évaluation comparative

Dans ce chapitre, les performances de ACO-NM seront mesurées sur des fonctions de test. Les résultats de ACO-NM seront comparés aux résultats obtenus par des algorithmes populaires en optimisation.

4.1 Tests de performance

Dans ce chapitre, l'algorithme ACO-NM avec ces valeurs par défaut est comparé à d'autres algorithmes d'optimisation tels que GA [47], algorithme à évolution différentielle (DE) [46], ABC [45], PSO, TLBO, NM, NM-PSO et ACO_R [29] [36] [37]. La procédure *contrainte de réflexion* dans NM [31] est également évaluée. Les fonctions benchmarks sont définies selon les caractéristiques (C) suivantes ; unimodale (U), multimodale (MU), séparable (S), non-séparable (NS) ainsi que par leur dimension (D) [37]. Contrairement aux fonctions U, les fonctions MU ont plus d'un minimum local. Le défi avec ces fonctions est d'attraper la zone du minimum global parmi plusieurs zones de minimaux locaux. Les fonctions NS de p -variables ne peuvent s'exprimer par un produit de p fonctions telles que les fonctions S [12]. Elles sont donc plus difficiles à

optimiser. La dimension D d'une fonction se réfère au nombre de variables à optimiser ; plus son nombre est élevé, plus l'optimisation tend à être complexe. Les fonctions benchmarks sont sélectionnées afin d'assurer que l'algorithme ACO-NM soit testé sur différentes caractéristiques.

Pour maintenir la cohérence dans les comparaisons, les variables α , Ω et κ dans ACO-NM prennent les mêmes valeurs que dans [29] [36] [37] respectivement. Une minimisation est réussie si la différence entre le minimum global connu de la fonction et la solution trouvée par l'algorithme est moins de 0.001. La valeur *s - rate* représente le pourcentage de minimisation réussie [29]. La valeur *f - obj* fait référence à la moyenne des différences entre la meilleure solution trouvée et le minimum global connu ; cette moyenne ne compte que les minimisations réussies. *ME* se réfère à la valeur moyenne des solutions trouvées par l'algorithme alors que *SD* indique la déviation standard. La valeur *f - evals* présente la moyenne du nombre d'évaluations de la fonction objective nécessaires pour atteindre la meilleure solution. Les valeurs des paramètres internes de ACO-NM sont les valeurs par défaut - voir §3.3.

Le Tableau 4.1 compare les résultats obtenus avec ACO-NM à ceux publiés dans [37]. Les conditions de simulation sont les mêmes que [37] ; $\kappa=500,000$ et les valeurs sous $10e-12$ sont supposées à 0. Les critères d'arrêt NMStop-Criteria sont $\alpha = 10,000$, $\Omega = 10,000$ et $\varrho=1e-12$. ACO-NM présente des performances similaires pour les fonctions Branin, Matyas et Hartman-3, mais domine significativement pour les fonctions PowerSum et Perm.

Tableau 4.1 – Comparaison d'algorithmes d'optimisation sur 30 simulations

Fonction		GA [37]	PSO [37]	DE [37]	ABC [37]	TLBO [37]	ACO-NM proposé
Branin	C : MU,S	ME	0.397887	0.39788736	0.3978874	0.3978874	0.39788736
	D-2	SD	0	0	0	0	0
Matyas	C : U,N	ME	0	0	0	0	0
	D-2	SD	0	0	0	0	0
PowerSum	C : MU,N	ME	0.010405	11.390448	0.0001425	0.0029468	0.0000743
	D-4	SD	0.009077	7.3558	0.000145	0.002289	0.0001105
Perm	C : MU,N	ME	0.302671	0.0360516	0.0240069	0.0411052	0.0006766
	D-4	SD	0.193254	0.048927	0.046032	0.023056	0.0007452
Hartman-3	C : MU,N	ME	-3.86278	-3.6333523	-3.862782	-3.8627821	-3.8627821
	D-3	SD	0	0.116937	0	0	0

Tableau 4.2 – Comparaison d'algorithmes d'optimisation sur 100 simulations

Fonction		NM [36]	PSO [36]	GCPSO**** [36]	NM-PSO [36]	ABC	DE	ACO-NM contrainte [31] de réflexion	ACO-NM proposé
Griewank*	C : MU,N	s - rate (%)	0	0	0	82	21	35	100
	D-10	f - obj	-	-	-	1.040e-11	6.6198e-04	0	0
	[-50,50]	ME	1.040	0.123	0.088	0.017	0.0084	0.009	0
	$\kappa=500,000$	f - evals	3,270	504,657	9,253	14,076	935,547	42,279	35,930
		CPU - time (s)**	-	-	-	-	37.539	0.82077	0.85285
Booth	C : MU,S	s - rate (%)	100	100	100	100	100	100	100
	D-2	f - obj	2.622e-8	3.060e-8	9.722e-8	1.266e-9	5.6969e-07	7.6729e-22	2.2629e-25
	[-50,50]	ME	2.622e-8	3.060e-8	9.722e-8	1.266e-9	5.6969e-07	7.6729e-22	2.2629e-25
	$\kappa=4,000$	f - evals	145	3,846	2,128	1,065	7,438	3,940	994
		CPU - time (s)**	-	-	-	-	0.34085	0.04583	0.05951
Beale	C : U,N	s - rate (%)	52	100	100	100	100	100	88
	D-2	f - obj	4.757e-9	5.986e-8	3.689e-8	1.607e-9	3.038e-6	2.7631e-21	2.1552e-26
	[-50,50]	ME	0.845	5.986e-8	3.689e-8	1.607e-9	3.038e-6	2.7631e-21	0.0434
	$\kappa=5,000$	f - evals	2,742	5,440	2,792	1,458	8,940	4,932	1,348
		CPU - time (s)**	-	-	-	-	0.41899	0.04319	0.05408
Powell badly scaled***	C : U,N	s - rate (%)	74	94	100	100	100	100	100
	D-2	f - obj	8.591e-6	9.896e-6	2.668e-6	3.785e-6	9.3787e-6	8.8032e-8	9.3279e-29
	[-50,50]	ME	0.475	692,348,675.92	2.668e-6	3.785e-6	9.3787e-6	8.8032e-8	9.3279e-29
	$\kappa=20,000$	f - evals	631	20,144	12,375	2,971	15,687	6,830	2,177
		CPU - time (s)**	-	-	-	-	0.68528	0.06330	0.08654
Rastrigin*	C : MU,S	s - rate (%)	0	30	0	60	0	29	94
	D-10	f - obj	-	1.080e-4	-	1.911e-11	-	0	2.0598e-15
	[-50,50]	ME	1,164.238	1.021	7.771	4.836	8.9372	1.0646	0.0597
	$\kappa=500,000$	f - evals	2,887	509,193	11,146	12,376	771,212	24,980	202,303
		CPU - time (s)**	-	-	-	-	29.898	0.50458	5.10

*Puisque l'optimum global est proche de 0 pour ces fonctions, $div = 1,000$

** CPU - time est calculé avec Intel (R) Core (TM) i5-5200U CPU @ 2.20GHz avec 4.00GB RAM sur Windows 10 Professionnel avec Matlab R2015b

*** La fonction Powell badly scaled utilisée est celle décrite dans [36].

**** Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization (GCPSO).

Le Tableau 4.2 présente les résultats de ACO-NM comparés à [36]. La combinaison proposée de ACO avec NM diffère de celle de NM et de PSO présentée dans [36]. Par conséquent, les $1,000 \times n$ itérations de l'algorithme utilisées comme critère d'arrêt dans [36] conduiraient inutilement à un nombre excessif d'évaluations de la fonction objective pour ACO-NM proposé. Ainsi, pour une comparaison fiable, le critère d'arrêt de ACO-NM est le plus grand nombre de $f - evals$ parmi les résultats de [36] selon la fonction benchmark. Les critères d'arrêt NMStopCriteria sont $\alpha = 1,000 \times n$, Ω est inactif et $\rho = 10e-12$. Puisque ABC est un algorithme d'optimisation populaire et comporte de

nombreux avantages par rapport aux autres algorithmes [57], ABC [45] a été ajouté à ce test d'évaluation. Une procédure itérative de réglage a été effectuée pour définir le nombre d'abeilles, le paramètre de limite d'abandon ainsi que le coefficient d'accélération afin d'obtenir de meilleurs résultats que ceux obtenus avec les valeurs par défaut de ABC [45]. De plus, en raison de ses performances dans la résolution de problèmes complexes non linéaires [58], DE publié dans [46] a été ajouté à ce test de référence. Ses paramètres ont été choisis selon le guide de paramétrisation présenté dans [59]. Qui plus est, la méthode *contrainte de réflexion* [31] est insérée dans ACO-NM proposé au lieu de la procédure de contrainte proposée dans cette thèse. Cela permet de comparer fiablement les deux procédures de contrainte de NM. Le *CPU - time* est le temps d'exécution de chaque algorithme jusqu'à convergence, c'est-à-dire le temps nécessaire pour évaluer la fonction objective $f - evals$ fois.

Pour les cinq fonctions, ACO-NM proposé obtient des valeurs $s - rate$, $f - obj$ et ME significativement meilleures ou égales que celles publiées dans [36]. Les valeurs $f - obj$, ME , $f - evals$ et *CPU - time* atteintes avec ACO-NM proposé sont plus faibles que celles obtenues avec ABC. De même, ACO-NM proposé présente des valeurs $s - rate$, $f - obj$, ME et $f - evals$ nettement plus faibles que ou égales à DE, à l'exception de la fonction Rastrigin. Pour cette fonction, DE atteint des valeurs $f - obj$, $f - evals$ et *CPU - time* plus basses, mais ACO-NM possède une valeur $s - rate$ sensiblement plus élevée et une valeur ME inférieure. Pour les fonctions Griewank, Booth et Powell badly scaled, ACO-NM proposé obtient des résultats similaires à ceux obtenus avec ACO-NM *contrainte de réflexion*. Cependant, pour la fonction Beale, ACO-NM proposé a un $s - rate$ significativement plus élevé et un ME plus faible. Pour la fonction Rastrigin, le $s - rate$ est légèrement plus élevé et ME est considérablement plus bas avec ACO-NM proposé qu'avec ACO-NM

contrainte de réflexion.

Le Tableau 4.3 présente les résultats obtenus avec ACO-NM comparés à [29] dans les mêmes conditions que [29]; α et Ω sont inactifs et $\kappa = 1,000 \times D$. Dans l'ensemble, les $f - evals$ sont plus bas que [29] sauf pour la fonction Griewank. Cependant, tous les $s - rate$ de ACO-NM sont significativement plus élevés. ACO-NM proposé par rapport à ACO-NM *contrainte de réflexion* obtient des résultats similaires pour les fonctions Ackley et Rastrigin. Par contre, pour la fonction Griewank, ACO-NM proposé atteint une valeur $s - rate$ plus élevée pour une valeur $f - evals$ plus basse.

Tableau 4.3 – Comparaison des algorithmes ACO_R et ACO-NM sur 100 simulations

Fonction			ACO-NM [29]	ACO _R [29]	ACO-NM <i>contrainte de réflexion</i> [31]	ACO-NM proposé
Ackley	C : MU,N	$s - rate$ (%)	79	81	100	100
	D-2 [-30,30]	$f - evals$	713	1,252	159	154
Griewank	C : MU,N	$s - rate$ (%)	1	28	57	66
	D-10 [-50,50]	$f - evals$	2,102	2,680	3,993	4,890
Rastrigin	C : MU,S	$s - rate$ (%)	56	63	100	100
	D-2 [-1,1]	$f - evals$	807	1 389	104	105

Les résultats sur de nombreuses fonctions de référence avec des caractéristiques différentes confirment l'efficacité de ACO-NM proposé et de sa procédure de contrainte.

Jusqu'à présent, les performances de ACO-NM ont été comparées aux résultats déjà publiés dans la littérature à l'exception des résultats obtenues avec ABC, DE et ACO-NM *contrainte de réflexion*. Cependant, il est également recommandé de procéder à un test d'expérimentation dans un même environnement computationnel [15]. Ainsi, la prochaine section présente les résultats de simulation de différents algorithmes d'optimisation sur des fonctions de test de performance effectués pour un même environnement computationnel - Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU @ 2.83 GHz avec 4.00 GB RAM sur Windows 7 Enterprise avec Matlab R2015b. Les fonctions de test de performance ont été

sélectionnées pour les raisons suivantes :

- F1 - Modèle sphérique - fonction convexe et U
- F2 - Rosenbrock généralisée - fonction U où le minimum global se trouve dans une zone compliquée ;
- F3 - Fonction Paso - fonction MU avec de nombreuses zones planes ;
- F4 - Shekels Foxholes - fonction MU ;
- F5 - Rastrigin généralisée - fonction MU en forme de cône ;
- F6 - Schwefel - fonction MU où les valeurs de minimums locaux sont près de la valeur de l'optimum global, mais éloignés de ce dernier ;
- F7- Griewank - fonction MU avec une grande quantité de minimums locaux très rapprochés.

Les algorithmes de comparaison sont :

- ACO-NM proposé dans ce travail ;
- GA présenté dans [47]. La performance de GA a déjà été établie sur plusieurs problèmes d'optimisation. Cette algorithme été choisi parce que le code de programmation est disponible sur MatLab Central et parce qu'un guide de paramétrisation de GA pour F1-F7 est présenté dans [47], ce qui permet de procéder à une comparaison fiable ;
- NM [4] - disponible dans la boîte d'outils d'optimisation de Matlab. Cet algorithme a été choisi pour démontrer que l'hybridation de ACO-NM est plus performante que NM seul ;
- SA disponible dans la boîte d'outils d'optimisation de Matlab. Sa performance a déjà été établie sur plusieurs problèmes d'optimisation. SA permettra de comparer les résultats de ACO-NM avec ceux obtenus avec un outil commercial. ;
- SQP disponible dans la boîte d'outils d'optimisation de Matlab. Ceci permettra de situer ACO-NM par rapport à un algorithme d'optimisation

commercialisé ne faisant pas partie de la classe des métaheuristiques. ;

- PS disponible dans la boîte d'outils d'optimisation de Matlab - même raison que pour SQP ;
- ACO-NM *contrainte de réflexion*. Cette comparaison démontrera l'efficacité de la proposition de la gestion de contraintes de NM ;
- ACO-NM fixe – même algorithme que ACO-NM mise à part la gestion de contrainte qui limite les valeurs à une quantité fixe lorsqu'une limite est dépassée [32]. Cette comparaison viendra démontrer également l'efficacité de la proposition de la gestion de contraintes de NM.

La dimension des fonctions est 2, le critère d'arrêt des algorithmes est 20,000 évaluation de la fonction objective et les résultats sont une moyenne de 100 essais. Les algorithmes sont paramétrés selon leur valeurs par défaut avec de légères modifications. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.4.

Tableau 4.4 – Comparaison de ACO-NM avec d'autres algorithmes d'optimisation pour un même environnement computationnel

		ACO-NM	GA	NM	SA	SQP	PS	ACO-NM contrainte de réflexion	ACO-NM fixe
F1	<i>f - obj</i>	7.6479e-110	9.6411e-54	2.4955e-110	4.4201e-07	6.0140e-19	1.5213e-13	7.8780e-110	7.6061e-110
	<i>f - eval</i>	4,176	19,890	10,544	10,521	10,191	10,389	3,718	4,917
F2	<i>f - obj</i>	0	0	0	3.1111e-04	1.9235e-12	3.7333e-5	0	0
	<i>f - eval</i>	921	17,048	981	10,456	10,116	10,813	749	819
F3	<i>f - obj</i>	0	0	0,75	0	0,3200	0	0	0
	<i>f - eval</i>	931	395	7,126	11,214	6,093	209	1,480	1,435
F4	<i>f - obj</i>	2.7756e-15	0.0099	2.6645e-15	0.1311	3.9883e-10	2.8866e-15	2.7756e-15	0.0012
	<i>f - eval</i>	8,113	13964	6,527	11839	10,331	8625	7,967	7,921
F5	<i>f - obj</i>	0	5.9070e-05	0,0402	0,0100	0,0099	3.22998e-11	0	0
	<i>f - eval</i>	463	1,070	10,022	10306	9,951	10,078	472	465
F6	<i>f - obj</i>	2.5455e-05	2.5455e-05	-112.5133*	104.9782	2.5455e-5	2.5457e-5	2.5455e-05	2.5455e-05
	<i>f - eval</i>	3,792	13,336	4,347	10,321	8,831	8,729	3,940	3,832
F7	<i>f - obj</i>	0	4.4638e-04	0.0017	0.0189	0.1867	0.0032	0	0
	<i>f - eval</i>	2,684	17,632	10,436	9,830	10,103	9,216	2,936	2,718

* Même si NM possède la plus petite valeur trouvée comparativement aux autres solutions, cette valeur ne peut pas être retenue puisque la solution trouvée excède la plage de recherche des algorithmes. NM est un algorithme qui ne gère pas les contraintes. Les résultats de NM pour F6 ne sont donc pas considérés dans l'analyse des résultats.

Dépendamment des fonctions, certains algorithmes convergent vers les mêmes réponses alors que pour d'autres, les réponses sont très différentes. Par exemple, ACO-NM et GA convergent vers la même réponse pour F2 alors que pour F4 les réponses sont éloignées. De plus, la performance d'un algorithme ne repose pas uniquement sur la réponse optimisée, mais également sur le nombre d'évaluations de la fonction objective. Tel que montré au Ta-

bleau 4.4, les valeurs $f - evals$ varient grandement selon les algorithmes et fonctions de test. Pour faciliter la comparaison, une classification de la qualité de la solution optimisée en fonction des coûts de calculs est effectuée [47]. Les algorithmes obtiennent un pointage entre 1 et 8 selon la qualité de la solution trouvée, c'est-à-dire, l'algorithme ayant convergé vers la meilleure réponse obtient un pointage de 8, la deuxième meilleure réponse 7, et ainsi de suite jusqu'à l'algorithme qui a convergé vers la réponse la plus élevée obtient un pointage de 1. Par la suite, les algorithmes sont classifiés selon le nombre $f - evals$. L'algorithme ayant convergé un nombre $f - evals$ le plus faible obtient un pointage de 1, le deuxième obtient un pointage de 2 et ainsi de suite pour terminer avec l'algorithme ayant convergé en un nombre $f - evals$ le plus élevé. Ces pointages sont mis en relation afin d'obtenir une valeur caractérisant la qualité de la solution versus les coût de calculs. Les Tableaux 4.5 et 4.6 présentent la classifications selon la qualité et le coût de calculs alors que le Tableau 4.7 présente la moyenne de la qualité de la solution et des coûts de calculs ainsi que le rapport qualité/coût.

Tableau 4.5 – Pointage des algorithmes d'optimisation selon les qualité des solutions

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	Total
ACO-NM	6	8	8	7	8	8	8	53
GA	4	8	8	3	6	8	7	44
NM	8	8	6	8	3	-	6	39
SA	1	5	8	2	4	6	4	30
SQP	3	7	7	5	5	8	3	38
PS	2	6	8	6	7	7	5	41
ACO-NM textitcontrainte <i>de réflexion</i>	5	8	8	7	8	8	8	52
ACO-NM fixe	7	8	8	4	8	8	8	51

Tableau 4.6 – Pointage des algorithmes d’optimisation selon le coût de calculs pour converger

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	Total
ACO-NM	2	3	3	4	1	1	1	15
GA	8	8	2	8	4	7	8	45
NM	7	4	7	1	6	-	7	32
SA	6	6	8	7	8	6	5	46
SQP	4	5	6	6	5	5	6	37
PS	5	7	1	5	7	4	4	33
ACO-NM <i>contrainte de réflexion</i>	1	1	5	3	3	3	3	19
ACO-NM fixe	3	2	4	2	2	2	2	17

Tableau 4.7 – Moyenne de la qualité de la solution et des coûts de calculs ainsi que du rapport qualité/coût

	ACO-NM	GA	NM	SA	SQP	PS	ACO-NM <i>contrainte de réflexion</i>	ACO-NM fixe
Moyenne de la qualité des solutions	7.57	6.43	6.50	4.29	5.43	5.86	7.43	7.29
Moyennes des coûts de calculs	2.14	6.43	5.33	6.57	5.29	4.71	2.71	2.43
Rapport qualité/coût	3.53	1.00	1.22	0.65	1.03	1.24	2.74	3.00

Selon le Tableau 4.7, ACO-NM possède la moyenne de qualité des solutions la plus élevée, la moyenne des coûts de calculs la plus faible. Par le fait même, ACO-NM a le rapport qualité/coût le plus élevée, ce qui établit que ACO-NM est plus performant que les autres algorithmes comparés. De plus, pour ce test, la méthode proposée pour contraindre NM s’est avéré plus performante que la méthode *contrainte de réflexion* [31] et fixe [32]. Puisque ACO-NM est rapide et précis, il est donc envisageable de l’utiliser pour une optimisation en temps réel.

Dans le prochain chapitre, ACO-NM développée sera appliqué à un système de contrôle non linéaire, soit l’ajustement de structures de commande avec mécanismes d’anti-saturation pour un modèle de véhicule électrique.

Chapitre 5

Véhicule électrique

Ce chapitre propose de syntoniser avec ACO-NM deux structures de contrôle avec mécanismes d'anti-saturation pour un véhicule électrique (VE). Les structures de contrôle sont obtenues à partir de la méthode par backstepping (BS) et de la stratégie de contrôle basée sur l'inversion (CBI) déterminée à partir de la représentation macroscopique énergétique du VE. Un critère de performance est proposé pour atteindre des performances de suivi de vitesse élevées ainsi que pour considérer certains aspects de sécurité. L'utilisation de la même fonction coût ainsi du même algorithme pour le réglage des paramètres permet de comparer équitablement les deux performances des structures de commande. Les structures optimisées avec ACO-NM offrent significativement de meilleures performances que les structures ajustées par la méthode heuristique par placement de pôles. Les résultats de simulation confirment que ACO-NM est un outil de syntonisation performant. De plus, ACO-NM vient répondre aux besoins spécifiques de techniques de syntonisation de structures de commande basées sur la technique par BS et CBI.

5.1 Introduction

L'importance de freiner le réchauffement de la planète et de réduire la pollution de l'air est indéniable. Ceci combiné à la crise du pétrole stimule le développement de systèmes de transport plus propres et efficaces [60]. Comme la combustion de pétrole est la principale cause des émissions de CO_2 [61], plusieurs chercheurs s'intéressent au développement de solutions alternatives au véhicule à moteur à combustion interne standard. Une des solutions les plus favorables pour l'avenir est l'amélioration du véhicule électrique (VE). Aujourd'hui, sur le marché automobile, ce type de véhicule utilise un moteur électrique alimenté par batteries. Bien qu'il n'émette aucune émission de CO_2 , son coût d'achat initial plus élevé, son autonomie de conduite restreinte, son temps de recharge considérable ainsi que ses performances de conduite viennent limiter l'engouement pour ce dernier [62].

Dans ce sens, plusieurs structures de contrôle et stratégies de gestion de l'énergie ont été proposées pour améliorer les performances des VE. Par exemple, dans [63], une technique de commande par mode glissant a été proposée pour améliorer les performances de freinage des petits VE. Dans [64], un contrôleur optimal flou multiobjectif d'ordre fractionnaire $\text{PI}^\lambda \text{D}^\mu$ a été suggéré pour le contrôle de vitesse d'un VE. Selon la conception du système, certaines structures de contrôle peuvent être plus appropriées. Par exemple, il a été démontré que le contrôle par backstepping (BS) atteignait une meilleure performance de poursuite de vitesse que le contrôle basé sur l'inversion (CBI) obtenu à partir de sa représentation énergétique macroscopique (REM) [39]. Dans [39], les paramètres des deux structures de commande ont été déterminés par la méthode heuristique par placement de pôles (PP), soit une méthode classique d'ajustement de paramètres de contrôleurs. Un nombre limité de méthodes d'optimisation a été proposé pour l'ajustement des

paramètres pour les structures de commande obtenues par la technique BS de même que pour les structures déduites de la REM [65][66][67]. En fait, souvent, les paramètres de la structure BS sont ajustés par des méthodes heuristiques afin d'atteindre une performance de poursuite satisfaisante tout en respectant la stabilité du système selon les théorèmes de Lyapunov-Lasalle [68]. Par conséquent, ce chapitre propose d'appliquer ACO-NM pour l'ajustement de la structure de contrôle BS ainsi que pour la structure CBI [39]. Il est important de mentionner qu'un nombre croissant de véhicules intègrent un contrôle de vitesse pour assister ou remplacer le conducteur, passant d'un simple régulateur de vitesse à une conduite autonome [69]. Pour un VE, il est donc nécessaire que la stratégie de contrôle incorpore les limites de fonctionnement de ses composants par l'utilisation de saturations dans les boucles de contrôle. Ainsi, le modèle du VE de ce chapitre prend en compte les limites opérationnelles du système de traction du VE par des mécanismes de retour d'anti-saturations [40]. Cependant, ces mécanismes rendent généralement plus difficile le réglage des structures de contrôle. De plus, une fonction coût est développée pour atteindre des performances élevées de poursuite de vitesse et pour améliorer des aspects de sécurité, par exemple, éviter une vitesse inverse du VE. Puisque l'algorithme proposé optimise les deux structures de commande, les performances obtenues par ces structures pourront être fiablement comparées.

Le chapitre est divisé selon les sections suivantes : la §5.2 introduit le modèle du VE ainsi que les structures de commande, la §5.3 présente les résultats de simulations du VE et la §5.4 conclut le chapitre.

5.2 Modèle du véhicule électrique et ses structures de commande

Cette section détaille le modèle du VE et ses structures de commande.

5.2.1 Modèle du véhicule électrique

Le VE utilisé dans cette étude est une version simplifiée de la Tazzari Zero - Fig. 5.1. En effet, dans ce chapitre, une machine à courant continu (MCC) est utilisée au lieu d'une machine asynchrone (MAS).



FIGURE 5.1 – Véhicule électrique Tazzari Zero [39].

Son système de traction est présenté à la Fig. 5.2. Il se compose d'une boîte de vitesses à rapport unique, d'un différentiel mécanique, de deux roues motrices et d'un système de propulsion [39]. Le bus de courant continu est considéré comme contrôlé par un sous-système de stockage ; les fluctuations de tension sont négligées pour se concentrer sur le problème de contrôle de traction.

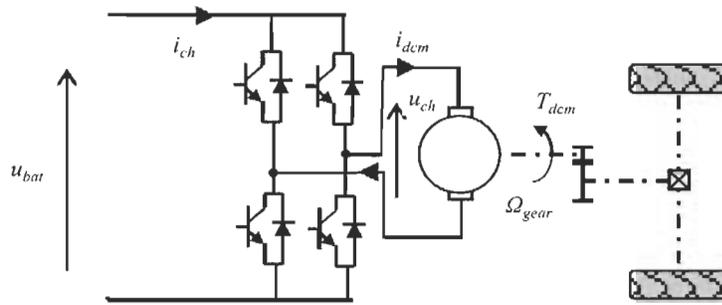


FIGURE 5.2 – Système de traction du VE [39].

Les constantes du VE et ses variables sont présentées dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 – Paramètres et variables du VE

c_{rr}	Coefficient de résistance au roulement	0.2
e_{dcm}	Force électromotrice de la MCC	V
g	Accélération gravitationnelle	9.81 m/s^2
i_{ch}	Courant du hacheur	A
i_{dcm}	Courants d'armature de la MCC	A
$i_{dcm_{lim}}$	Limite sur i_{dcm}	$\pm 400 \text{ A}$
k_{em}	Constante électromécanique de la MCC	0.2865 Vs
k_g	Rapport du réducteur	4.32
$m_{ref-sat}$	Rapport de modulation du hacheur	
m_{reflim}	Valeur limite sur m	± 1
u_{bat}	Tension de la batterie	V
u_{ch}	Tension du hacheur	V
v_{ev}	Vitesse du VE	m/s
v_w	Vitesse opposée du vent	m/s
F_{ad}	Force de résistance de l'air	N
F_r	Force résistive de l'environnement	N
F_{rr}	Force de résistance au roulement	N
F_t	Force de traction	N
F_{up}	Force de résistance due à la pente	N
L_{arm}	Inductance d'armature de la MCC	0.001 H
M_{ve}	Masse totale du véhicule	617 kg
R_{arm}	Résistance d'armature de la MCC	0.08Ω
R_w	Rayon des roues du véhicule	0.2865 m
Sc_x	Aérodynamisme standard	0.7 m^2
T_{dcm}	Couple du moteur de la MCC	Nm
β_{ch}	Rendement du hacheur 4 quadrants	0.95
β_{trans}	Rendement de la transmission	0.92
ρ_{air}	Masse volumique de l'air à 20°C	1.223 kg/m^3
Δ_{pente}	Taux de la pente	$\%$
Ω_{gear}	Vitesse de rotation	s^{-1}

Le hacheur fournit la tension u_{ch} et le courant i_{ch} selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned} u_{ch} &= u_{bat} m_{ref-sat} \\ i_{ch} &= m_{ref-sat} i_{dcm} \beta_{ch}^k \end{aligned} \quad (5.1)$$

$$k = \begin{cases} -1 & \text{si } i_{dcm} u_{ch} \geq 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le courant i_{dcm} est calculée selon l'équation suivante :

$$L_{arm} \frac{d}{dt} i_{dcm} = u_{ch} - e_{dcm} - R_{arm} i_{dcm} \quad (5.2)$$

T_{dcm} et e_{dcm} sont obtenus par la conversion électromécanique suivante :

$$\begin{aligned} T_{dcm} &= k_{em} i_{dcm} \\ e_{dcm} &= k_{em} \Omega_{gear} \end{aligned} \quad (5.3)$$

Le véhicule est considéré comme étant conduit en ligne droite. Par conséquent, la transmission mécanique est modélisée avec la boîte de vitesses et une roue équivalente comme suit :

$$\begin{aligned} \Omega_{gear} &= (k_g/R_w) v_{ev} \\ F_t &= (k_g/R_w) T_{dcm} \beta_{trans}^j \end{aligned} \quad (5.4)$$

$$j = \begin{cases} 1 & \text{si } F_t v_{ev} \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases}$$

L'équation dynamique du mouvement du VE est :

$$M_{vc} \frac{d}{dt} v_{ev} = F_t - F_r \quad (5.5)$$

où $F_r = F_{rr} - F_{ad} - F_{up}$. Les équations suivantes décrivent les forces résistives de l'environnement :

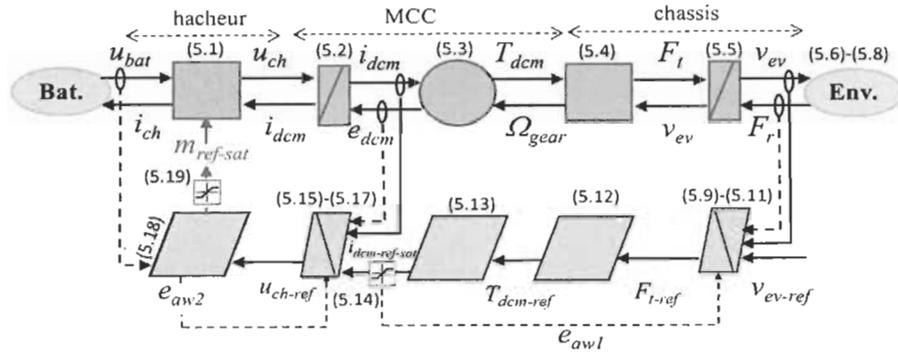


FIGURE 5.3 – Modèle du VE avec la structure CBI par REM [39].

$$F_{rr} = M_{ve} c_{rr} g \quad (5.6)$$

$$F_{ad} = 0.5 \rho_{air} S c_x (v_{ev} + v_w)^2 \quad (5.7)$$

$$F_{up} = M_{veg} \Delta_{pente} \quad (5.8)$$

5.2.2 REM et sa structure de commande CBI

La Figure 5.3 présente le modèle de VE en REM avec la structure CBI. Les connexions entre les pictogrammes de la REM décrivent l'échange d'énergie entre les composants du système et permettent de mettre en évidence certaines propriétés du système telles que la causalité physique et le principe d'interaction. À partir de la REM, le schéma de contrôle du système est systématiquement déduit. Pour considérer les limites opérationnelles du système, des retours d'anti-saturations ont été ajoutés à la structure de commande [40].

Pour ce système à l'étude, la force résistive F_r est considérée comme mesurable. Cependant, en pratique, un filtre de Kalman pourrait être utilisé pour

l'estimer. Par conséquent, la stabilité du contrôle développée dans ce chapitre ne sera pas affectée. Ainsi, la référence pour la force de transmission F_{t-ref} est calculée en utilisant un contrôleur PI, la force de résistance mesurée F_{r-mea} et la vitesse du VE mesurée v_{ev-mea} :

$$F_{t-ref} = K_{p1} e_{v_{ev}} + \frac{K_{i1}(e_{v_{ev}} + e_{aw1})}{s} + F_{r-mea} \quad (5.9)$$

où K_{p1} est le gain proportionnel, K_{i1} le gain intégral, $e_{v_{ev}} = v_{ev-ref} - v_{ev-mea}$ et e_{aw1} est la valeur calculée à partir du mécanisme d'anti-saturation - les détails de cette équation sont donnés dans [40] :

$$e_{aw1} = \frac{e_{i_{dcm-sat}} k_{em} k_g}{R_w K_{s1}} \quad (5.10)$$

où K_{s1} est un gain ajustable pour le mécanisme d'anti-saturation et

$$e_{i_{dcm-sat}} = \begin{cases} 0 & \text{si } |i_{dcm-ref}| \leq |i_{dcm_{lim}}| \\ i_{dcm_{lim}} - i_{dcm-ref} & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.11)$$

Les équations de contrôle suivantes calculent la référence pour T_{dcm} et i_{dcm} , qui sont directement obtenues en inversant (5.3) (5.4) - les pertes de conversion ont été négligées :

$$T_{dcm-ref} = \frac{F_{t-ref}}{k_g/R_w} \quad (5.12)$$

$$i_{dcm-ref} = \frac{T_{dcm-ref}}{k_{em}} \quad (5.13)$$

Une saturation a été ajoutée pour considérer la limitation sur i_{dcm} . Le courant de référence est alors :

$$i_{dcm-ref-sat} = \text{sign}(i_{dcm-ref}) \min(|i_{dcm-ref}|, |i_{dcm_{lim}}|) \quad (5.14)$$

La référence de la tension du hacheur u_{ch-ref} est calculée en utilisant un contrôleur PI :

$$u_{ch-ref} = K_{p2}e_{i_{dcm}} + \frac{K_{i2}(e_{i_{dcm}} + e_{aw2})}{s} + e_{dcm-mea} \quad (5.15)$$

où K_{p2} est un gain proportionnel à ajuster, K_{i2} un gain intégral à ajuster, $e_{dcm-mea}$ la force électromécanique mesurée, $e_{i_{dcm}} = i_{dcm-ref-sat} - i_{dcm-mea}$, $i_{dcm-mea}$ le courant mesuré, et e_{aw2} est la valeur calculée à partir du mécanisme d'anti-saturation sur l'indice de modulation :

$$e_{aw2} = e_m u_{bat} / K_{s2} \quad (5.16)$$

où K_{s2} est un coefficient ajustable pour le mécanisme d'anti-saturation et

$$e_m = \begin{cases} 0 & \text{if } |m_{ref}| \leq |m_{reflim}| \\ m_{reflim} - m_{ref} & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.17)$$

L'équation suivante calcule la référence du rapport de modulation m_{ch-ref} en inversant directement (5.1) :

$$m_{ch-ref} = \frac{u_{ch-ref}}{u_{bat-mea}} \quad (5.18)$$

où $u_{bat-mea}$ est la tension de la batterie mesurée.

Une saturation a été ajoutée pour considérer la limitation sur m_{ch-ref} . La référence est alors :

$$m_{ch-ref-sat} = \text{sign}(m_{ch-ref}) \min(|m_{ch-ref}|, |m_{reflim}|) \quad (5.19)$$

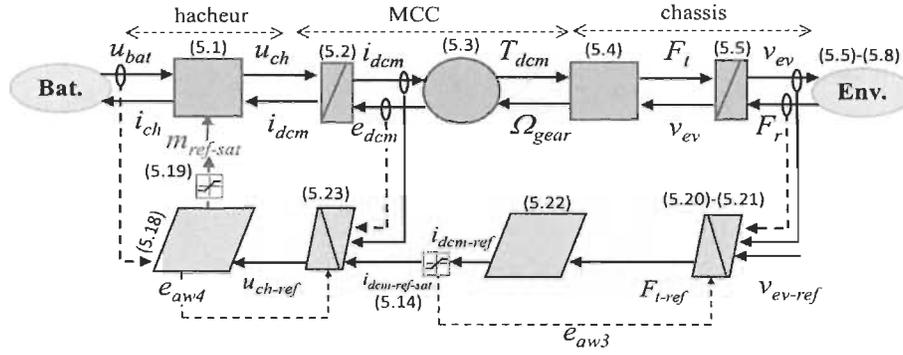


FIGURE 5.4 – Modèle du VE avec la structure de commande BS.

5.2.3 Structure de commande basée sur la méthode backstepping

La Figure 5.4 présente le modèle du VE avec sa structure de commande BS. Puisque l'objectif du chapitre est l'application de ACO-NM à l'ajustement de structures de commande, la méthode par backstepping appliquée aux VEs n'est pas expliquée. Cependant, les articles [39] [40] présentent les détails de la méthode.

L'équation suivante donne la référence de la force de transmission F_{t-ref} :

$$F_{t-ref} = K_{p3} e_{v_{ev}} + \frac{K_{i3}(e_{aw3} + e_{v_{ev}})}{s} + v_{ev-ref} M_{ves} + F_{r-mea} \quad (5.20)$$

où K_{p3} et K_{i3} sont des gains ajustables, et e_{aw3} est la valeur calculée à partir du retour d'anti-saturation sur i_{dcm} .

$$e_{aw3} = \frac{e_{i_{dcm-sat}} k_{em} k_g}{R_w K_{s3}} \quad (5.21)$$

où K_{s3} est un gain ajustable pour le mécanisme d'anti-saturation.

Le courant de référence $i_{dcm-ref}$ est calculé comme suit :

$$i_{dcm-ref} = \frac{R_w}{k_g k_{em}} \quad (5.22)$$

$i_{dcm-ref-sat}$ est obtenu avec (5.14).

La commande par backstepping appliquée au sous-système "armature+électronique de puissance" fournit u_{ch-ref} par l'équation suivante :

$$u_{ch-ref} = i_{dcm-ref-sat} R_{arm} + e_{dcm-mea} + \dots$$

$$K_{p4} e_{i_{dcm}} + \frac{K_{i4}}{s} (e_{i_{dcm}} + e_{aw4})$$

$$\dots + i_{dcm-ref-sat} L_{arm} s \quad (5.23)$$

où K_{p4} et K_{i4} sont des gains ajustables, et e_{aw4} est la valeur calculée à partir du mécanisme d'anti-saturation sur le taux de modulation :

$$e_{aw4} = e_m u_{bat} / K_{s4} \quad (5.24)$$

où K_{s4} est un gain ajustable pour le mécanisme d'anti-saturation.

$m_{ch-ref-sat}$ est obtenu avec (5.18)(5.19).

5.3 Résultats de simulation et discussion

L'algorithme ACO-NM et le modèle du VE sont implémentés dans Matlab ® et sur SimulinkTM. L'algorithme ACO-NM minimise la fonction coût suivante qui a été conçue pour atteindre des performances élevées de poursuite de vitesse et pour améliorer des aspects de sécurité :

$$J_{ve}(\mathbf{x}) = \int_0^{T_s} \left(\frac{e_{v_{ev}}}{v_{ev-ref}} \right)^2 dt + \int_0^{T_s} \left(\frac{e_{i_{dcm}}}{i_{dcm-ref}} \right)^2 dt + \dots$$

$$\sigma_{ve} \int_0^{T_s} (|e_{i_{dcm}}| + |e_{v_{ev}}|) dt \quad (5.25)$$

où T_s est le temps de simulation et σ_{ve} un facteur de pondération ; pour ce système $\sigma_{ve} = 10$. Dans les cas où la valeur de v_{ev-ref} ou de $i_{dcm-ref}$ est

nulle, le dénominateur prend la valeur de 0.0001 afin d'éviter la division par zéro.

Les intervalles de recherche de ACO-NM pour toutes les variables sont [0.1 à 500,000]. Puisque les intervalles sont larges, les valeurs m et ds doivent être plus élevées que les valeurs de paramétrisation par défaut. La paramétrisation est donc $m = 350$, $\Upsilon = 0.2$, $ds = 100$, $div = 100$, $q = 5$, $\alpha = 3,000$, $\Omega = 3,000$, $\rho = 10e^{-6}$ et $\kappa = 10,000$.

Les réponses de la poursuite de vitesse du VE avec les structures de commande optimisées avec ACO-NM sont comparées avec celles ajustées par la méthode heuristique par placement de pôles (PP) pour un cycle de conduite urbain [39][40]. Cette méthode heuristique détermine les valeurs des contrôleurs PI de la structure CBI, c'est-à-dire K_{p1} , K_{i1} , K_{p2} et K_{i2} . Les valeurs des coefficients des mécanismes d'anti-saturation sont $K_{s1} = K_{p1}$ et $K_{s2} = K_{p2}$. Les mêmes valeurs de paramètres sont utilisées pour la structure BS. Le Tableau 5.2 mets en comparaison les résultats obtenus avec la méthode PP et ACO-NM.

Tableau 5.2 – Ensembles de paramètres des structures de commande pour le VE

Structure	K_{p1}	K_{i1}	K_{p2}	K_{i2}	K_{s1}	K_{s2}	$J_{ve}(x)$
PP-CBI	5,854	13,886	2.197	1,296	5,854	2.197	346
ACO-NM-CBI	33,228	33.507	2.000	3,476	33,228	2.000	4.24
ACO-NM-CBI-SAT	33,231	8.291	2.000	3,368	45,767	21,350	4.23
PP-BS	5,854	13,886	2.197	1,296	5,854	2.197	1,706
ACO-NM-BS	11,0433	16.374	1.806	1,074	11,043	1.806	17.59
ACO-NM-BS-SAT	80,804	0.402	1.540	3,086	1.312	4.0574	16.13

ACO-NM-CBI et ACO-NM-BS réfèrent aux ensembles de paramètres optimisés pour la structure CBI et BS respectivement où les coefficients de saturation égalent la valeur des gains proportionnels. Dans ce cas, quatre paramètres sont optimisés par ACO-NM alors que ACO-NM-CBI-SAT et ACO-NM-BS-SAT font référence aux ensembles de paramètres complètement optimisés par ACO-NM. Ces scénarios de simulation sont effectués afin de vérifier si une

meilleure performance est atteinte lorsque les coefficients des mécanismes d'anti-saturation sont optimisés.

Selon les résultats obtenus, l'optimisation par ACO-NM est plus performant que la méthode heuristique PP et ce, pour les deux structures de commande. En effet, la valeur de $J_{ve}(x)$ est considérablement inférieure. ACO-NM-CBI-SAT et ACO-NM-CBI possèdent des valeurs $J_{ve}(x)$ similaires alors que ACO-NM-BS-SAT obtient une valeur légèrement plus faibles que ACO-NM-BS. La Figure 5.5 présente les réponses de poursuite de vitesse obtenues selon la structure de commande et leur méthode d'ajustement. Les structures de commande semblent gérer la poursuite de vitesse du VE et ce, malgré une valeur élevée de la fonction coût pour PP-CBI et PP-BS.

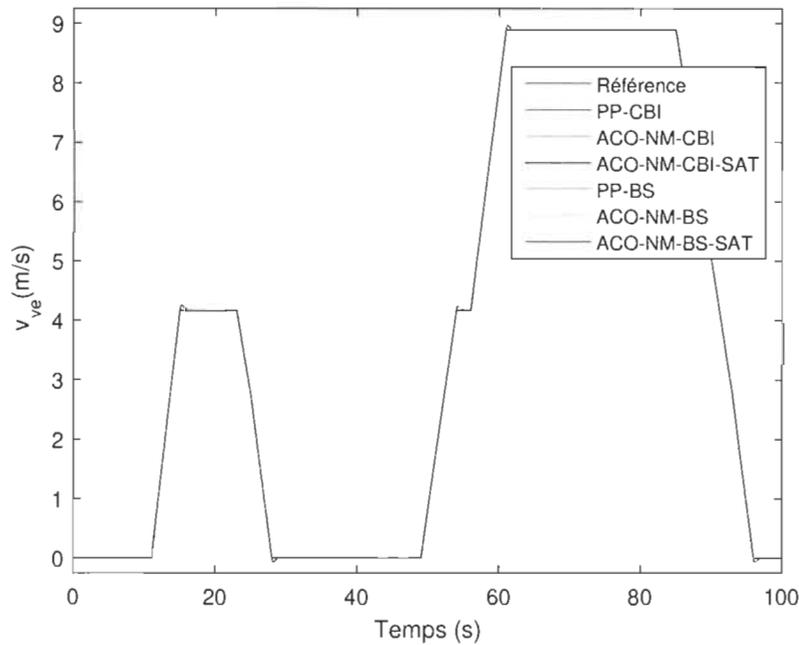


FIGURE 5.5 – Réponses de poursuite de vitesse du VE selon la structure de commande et leur méthode d'ajustement.

Cependant, tel que montré à la Figure 5.6, un dépassement négatif relativement important est observé avec les structures PP-CBI et PP-BS alors

qu'un léger dépassement est obtenu avec ACO-NM-BS et ACO-NM-BS-SAT. Un dépassement négatif signifie que le véhicule recule. Seules les structures de commande ACO-NM-CBI et ACO-NM-CBI-SAT ne présentent aucun dépassement négatif.

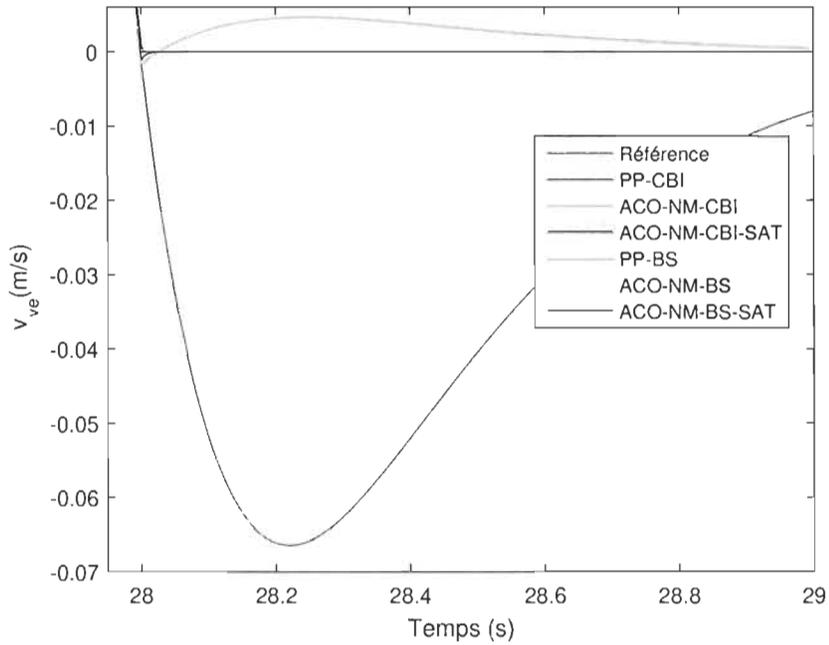


FIGURE 5.6 – Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE - arrêt du véhicule.

La Figure 5.7 présente un agrandissement sur les réponses lorsque la consigne de vitesse devient constante à 61 secondes. Les structures PP-CBI et PP-BS produisent des réponses avec un grand dépassement comparativement aux réponses des autres structures.

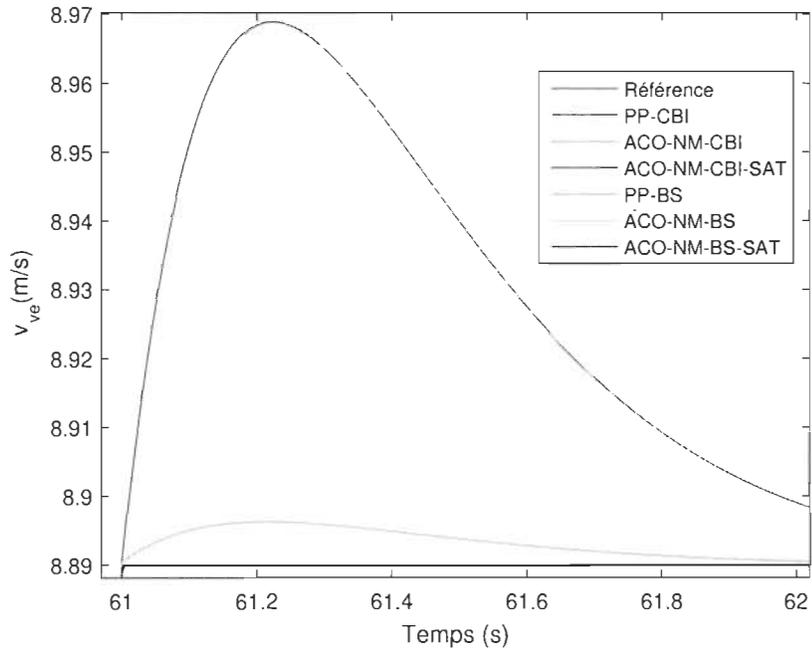


FIGURE 5.7 – Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE - vitesse constante.

La Figure 5.8 présente un agrandissement plus précis. Il est observé que la structure ACO-NM-BS présente un léger dépassement de la consigne avec une erreur stationnaire minimale. ACO-NM-BS-SAT possède également une erreur stationnaire minimale, mais cette erreur est encore plus faible avec les structures ACO-NM-CBI et ACO-NM-CBI-SAT.

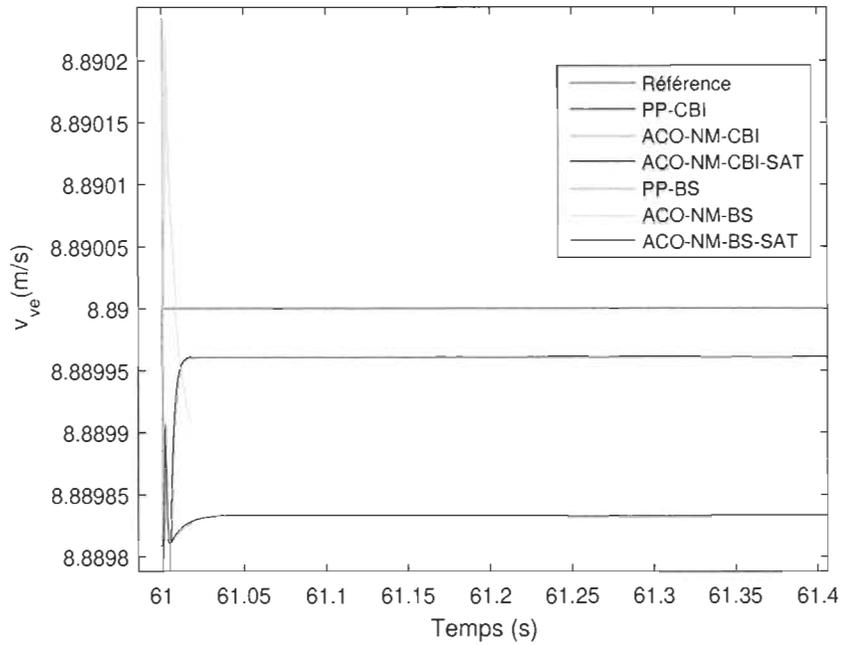


FIGURE 5.8 – Agrandissement plus précis de la réponse de poursuite de vitesse du VE - vitesse constante.

Selon la valeur de $J_{v_e}(x)$ et la réponse de poursuite de vitesse, la structure de commande ACO-NM-CBI-SAT offre les meilleures performances suivi de très près par ACO-NM-CBI.

Comme l'ajustement des structures de commande par ACO-NM s'est fait hors-ligne pour un cycle de conduite donné, il est intéressant de vérifier les performances de poursuite de vitesse pour un cycle de conduite pour lequel la structure n'a pas été optimisée. Les Figures 5.9 à 5.11 présentent la réponse de poursuite de vitesse obtenue avec la structure ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent. La structure gère très bien la conduite à vitesse constante ainsi que les accélérations et les arrêts du VE.

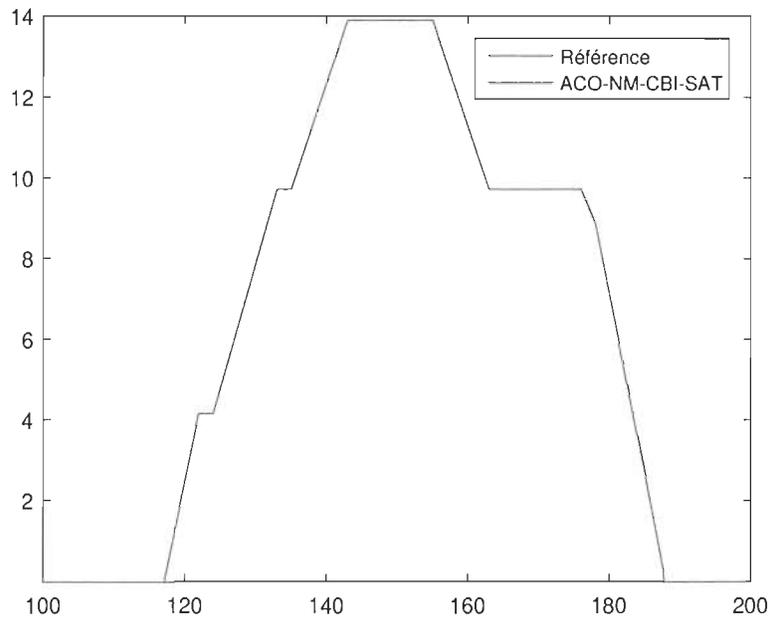


FIGURE 5.9 – Réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent.

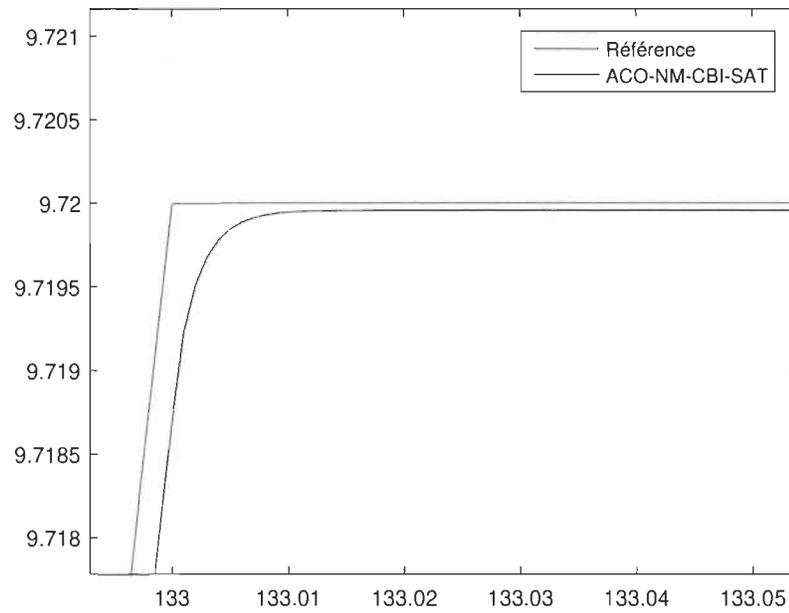


FIGURE 5.10 – Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent - vitesse constante.

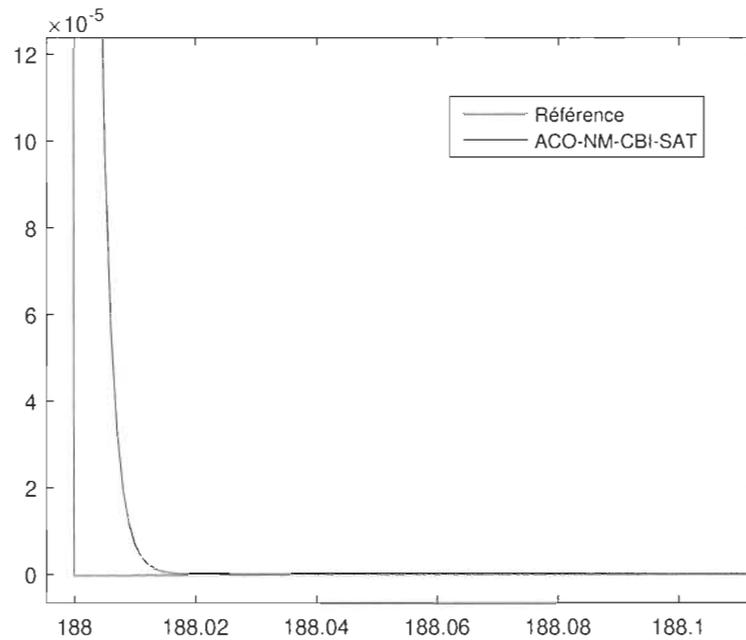


FIGURE 5.11 – Agrandissement de la réponse de poursuite de vitesse du VE avec ACO-NM-CBI-SAT pour un cycle de conduite urbain différent - arrêt.

La Figure 5.12 présente les courants $i_{dcm-mea}$ et $i_{dcm-ref-sat}$ pour les deux cycles de conduites obtenus avec la structure de commande ACO-NM-CBI-SAT . Le $i_{dcm-mea}$ suit très bien son courant de référence $i_{dcm-ref-sat}$.

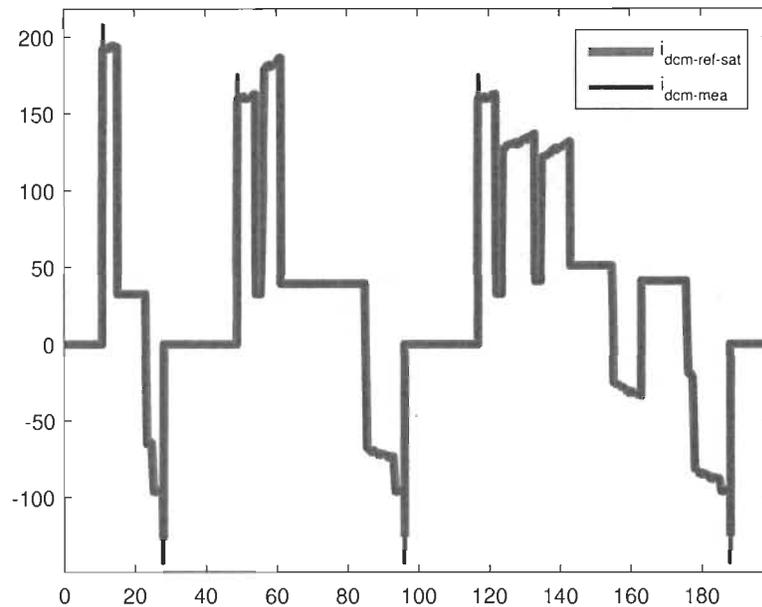


FIGURE 5.12 – Le courant de référence et mesuré à l'armature de la MCC.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, ACO-NM a optimisé les coefficients de deux structures de commande pour la gestion d'un système de traction de VE, soit les structures CBI et BS avec mécanismes d'anti-saturation. Les structures optimisées avec ACO-NM offrent significativement de meilleures performances que les structures ajustées par la méthode heuristique PP [39]. De plus, il a été démontré qu'un meilleur ajustement améliore les performances du système au point d'obtenir un résultat de comparaison contraire à [39]. En effet, la structure CBI offre de meilleures performances de poursuite de vitesse que la structure par BS lorsque celle-ci est optimisée par ACO-NM alors que le contraire est obtenu avec la méthode PP. Ce résultat souligne l'impact de l'outil d'optimisation sur les performances du système de contrôle. Finalement, les résultats confirment

que ACO-NM est un outil de syntonisation performant et que ACO-NM répond aux besoins spécifiques de techniques de syntonisation de structures de commande basées sur la technique BS et CBI. Dans le prochain chapitre, ACO-NM sera employé pour l'ajustement de structures de contrôles pour un système de régulateur de tension automatique.

Chapitre 6

Systeme de régulateur de tension automatique original

Dans ce chapitre, l'algorithme ACO-NM développé est appliquée pour l'ajustement de contrôleurs pour le système de régulateur de tension automatique (SRTA). La première méta-analyse des méthodes d'optimisation, fonctions objectives et solutions publiées dans la littérature, est présentée. L'analyse confirme que ACO-NM proposé obtient des ensembles de paramètres PID meilleurs ou équivalents pour une meilleure efficacité de calculs que les méthodes publiées antérieurement sur le sujet. De plus, l'optimisation par ACO-NM considère des conditions réalistes telles que la robustesse aux changements de paramètres du SRTA et la saturation du signal de commande. Pour atteindre de meilleures performances en pratique, un contrôleur 2DOF-PID est utilisé. Pour cette structure de commande, une nouvelle fonction objective est proposée afin de mieux gérer les contraintes du signal de contrôle. Des tests expérimentaux confirment les performances des 2DOF-PIDs proposés. De plus, une nouvelle structure d'optimisation est également conçue afin d'inclure des critères de robustesse et de stabilité durant l'optimisation.

Son efficacité est validée par comparaison avec des fonctions objectives et méthodes publiées sur le sujet.

6.1 Introduction

La problématique d'ajustement de contrôleurs pour le SRTA a gagné en intérêt dans les dernières années au point où ce système est devenu un problème de référence en contrôle pour tester des algorithmes d'optimisation. Le Tableau 6.1 présente la première méta-analyse concernant les divers algorithmes d'optimisation et fonctions objectives publiés pour l'ajustement de contrôleur PID pour le SRTA original [38].

Tableau 6.1 – Algorithmes d'optimisation et fonctions objectives pour le réglage du contrôleur PID pour le SRTA

Scénario	Réf.	Algorithme	Comparé à	Fonction objective $F(x) =$
A	[70]	BA	[71]	$ITAE \times ((1 - e^{-\beta})(V_{max} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$
B	[71]	PSO	[38]	$ITAE \times ((1 - e^{-\beta})(V_{max} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$
C	[38]	PSO	GA	$((1 - e^{-\beta})(V_{max} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$
D	[72]	Continuous Action Reinforcement Learning Automata (CARLA)	[38]	$((1 - e^{-\lambda})(M_p + E_{ss}) + e^{-\lambda}(t_s - t_r))$
E	[73]	Third PSO	\emptyset	$\sum_{k=1}^{1000} k y(k) - y_r(k) + t_s^2 + 10^8 M_p^2$
F	[74]	Bacterial Foraging - Genetic Algorithm (BFGA)	GA, PSO and GA-PSO	$\frac{e^{-\beta}(t_s / \max(t) + \alpha M_p)}{\alpha} + E_{ss}$
G	[75]	Extended DARLA	ZN, DARLA and GA	$G_e \int_0^T e^2(t) dt + G_u \int_0^T u^2(t) dt + G_M M_p + G_s E_{ss} + G_d \sup \frac{de(t)}{dt} $
H	[76]	Simplified PSO	\emptyset	$ITAE$
I	[77]	TLBO	\emptyset	$ITAE$
J	[78]	Bacterial Foraging Algorithm	ZN and PSO	IAE
K	[41]	Pattern Search	[79]	$ITAE + \alpha_1 \times \xi + \alpha_2 \times t_s + \alpha_3 \times t_r + \alpha_4 \times V_{max}$
L	[80]	Modified PSO	GA and PSO	$0.5(1 + M_p)(t_s + t_r)$
M	[42]	PSO	\emptyset	$\omega_{M_p} M_p + \omega_r t_r + \omega_{t_s}$
N	[79]	ABC	PSO and DE	$ITSE$
O	[81]	Many Liaison Optimization	PSO	$\alpha_1 \times ITAE + \alpha_2 \times t_s + \alpha_3 \times V_{max}$
P	[82]	Local Unimodal Sampling Algorithm	[79]	$\alpha_1 \times ISE + \alpha_2 \times t_r + \alpha_3 \times V_{max}$

Indépendamment de l'algorithme d'optimisation, la fonction coût doit refléter les exigences et le comportement souhaité du système. Une valeur plus faible

de la fonction objective devrait fournir une réponse de meilleure qualité par rapport à ses spécificités. Il existe des critères classiques de performance pour l'ajustement de PID tels que l'intégrale de l'erreur absolue (IAE), l'intégrale de l'erreur absolue multipliée par le temps (ITAE), l'intégrale de l'erreur au carré (ISE) et l'intégrale de l'erreur au carré multipliée par le temps (ITSE). Cependant, dans certains cas, une valeur plus faible du critère peut fournir réponse de qualité inférieure [83]. De plus, ces critères ne permettent pas de cibler les particularités du système. Pour ces raisons, d'autres fonctions objectives ont été proposées. Par exemple, dans [38], l'algorithme PSO est proposé pour minimiser une fonction coût, qui pénalise spécifiquement les caractéristiques de la réponse transitoire du système, c'est-à-dire, le temps de montée t_r , le temps de stabilisation t_s , l'erreur en régime permanent E_{ss} et le dépassement maximale de la réponse du système $V_{t_{max}}$. Cette même fonction objective multipliée par ITAE est optimisée par *Bat algorithm* (BA) [70] et PSO [71]. PSO est également utilisée dans [42]. Un autre algorithme basé sur PSO est proposé dans [73] et [80] pour syntoniser les paramètres du PID et ce, avec des fonctions objectives différentes. Des critères de performance élaborés sont proposés dans [41] et [75]. Par contre, ils possèdent de nombreux paramètres de pondération à ajuster, ce qui peut représenter un défi.

Quels que soient l'algorithme d'optimisation et la fonction coût, le but ultime pour le SRTA est d'obtenir une réponse rapide et stable avec un dépassement minimal. Avec cet objectif, ACO-NM proposé ajuste différentes structures de commande basées sur le PID pour le STRA original [38]. Le chapitre est divisé selon les sections suivantes : la §6.2 introduit le SRTA ainsi que le contrôleur PID, la §6.3 présente les résultats obtenues avec les ACO-NM-PIDs comparés aux paramètres PIDs obtenus par d'autres algorithmes d'optimisation, la §6.4 présente l'utilisation des ACO-NM-2DOF-PID_fs dans un contexte pratiques, la

§6.5 introduit une nouvelle structure d'optimisation qui inclut des critères de robustesse et de stabilité et la §6.7 conclut le chapitre.

6.2 Système de régulateur de tension automatique et contrôleur PID

L'utilité du SRTA est de maintenir la tension aux bornes d'un générateur synchrone à une valeur spécifique [38]. Il est composé d'un amplificateur, excitateur, générateur et d'un capteur. Ses composants peuvent être formulés par des fonctions de transfert lesquelles sont présentées à la Figure 6.1 [38][84]. La sortie du générateur $V_t(s)$ est continuellement mesurée pour rectifier sa grandeur via le contrôleur PID dans le but d'atteindre la tension de référence $V_{ref}(s)$ et ce, le plus rapidement possible [76]. Les valeurs typiques pour chaque gain et constante de temps sont respectivement : *i*) Amplificateur : $10 < K_a < 400$ et $0.02 \text{ s} < \tau_a < 0.1 \text{ s}$, *ii*) Générateur : $0.7 < K_g < 1.0$ et $1.0 \text{ s} < \tau_g < 2.0 \text{ s}$ *iii*) Excitateur : $10 < K_e < 400$ et $0.5 \text{ s} < \tau_e < 1.0 \text{ s}$ et *iv*) Capteur : $10 < K_s < 400$ et $0.001 \text{ s} < \tau_s < 0.006 \text{ s}$.

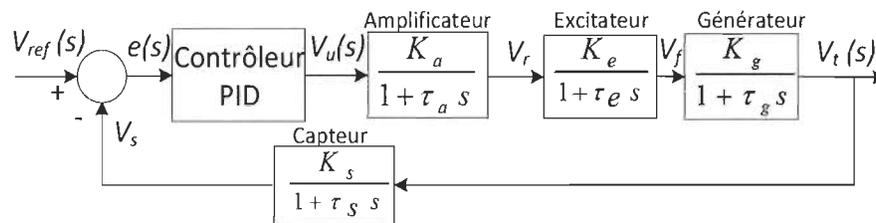


FIGURE 6.1 – Modèle du SRTA avec ses composants.

L'algorithme du contrôleur PID dans sa forme parallèle est présentée dans le domaine de Laplace par la fonction de transfert suivante :

$$PID(s) = \frac{V_u(s)}{e(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (6.1)$$

où V_u est le signal de contrôle et e est l'erreur entre V_{ref} et V_s , K_p est le gain proportionnel, K_i est le gain de l'intégrateur et K_d est le gain du dérivateur. Pour ce système, l'ajustement du PID est de trouver l'ensemble de paramètres K_p , K_i et K_d minimisant les temps t_r et t_s ainsi que le dépassement $V_{t_{max}}$.

6.3 Résultats du SRTA et discussion

6.3.1 Revue des paramètres PIDs publiés

Certains algorithmes de réglage de PID sont plus efficaces de même que certaines fonctions objectives plus appropriées. Les divers ensembles de paramètres PIDs publiés pour le SRTA sont analysés en fonction de leur réponse finale en boucle fermée. Cette méta-analyse permettra de choisir adéquatement la fonction objective ainsi que de valider ultérieurement que la solution obtenue par ACO-NM est meilleure que les autres propositions. Seules les propositions publiées pour le SRTA original sont considérées [38]; $K_a = 10$, $K_e = 1$, $K_g = 1$, $K_s = 1$, $\tau_a = 0.1$, $\tau_e = 0.4$, $\tau_g = 1$ et $\tau_s = 0.01$. Pour maintenir la cohérence dans la comparaison, le seuil pour t_s est ST = 2% par rapport à V_{ref} et la durée pour t_r est RT = 10% à 90% de sa valeur en régime permanent. La valeur M_p se réfère à la différence en pourcentage entre $V_{t_{max}}$ et V_{ref} . Le Tableau 6.2 présente les solutions PIDs publiées ainsi que les caractéristiques de performance des réponses obtenues; les algorithmes d'optimisation employés sont listés dans le Tableau 6.1.

Tableau 6.2 – Paramètres PIDs publiés obtenus avec divers algorithmes d'optimisation

Scénario	Réf.	Fonction objective $F(x) =$	K_p	K_i	K_d	$M_p(\%)$	$t_s(s)$	$t_r(s)$
A	[70]	$ITAE \times ((1 - e^{-\beta})(V_{t_{max}} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$	0.6668	0.4825	0.2262	2.00	0.5628	0.2837
B	[71]	$ITAE \times ((1 - e^{-\beta})(V_{t_{max}} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$	0.6443	0.4700	0.2423	0.44	1.1025	0.2800
C	[38]	$((1 - e^{-\beta})(V_{t_{max}} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r))$	0.6570	0.5389	0.2458	1.16	0.4114	0.2723
D	[72]	$((1 - e^{-\lambda})(M_p + E_{ss}) + e^{-\lambda}(t_s - t_r))$	1.0184	0.2809	0.2308	12.96	4.4145	0.2285
E	[73]	$\sum_{k=1}^{1000} k y(k) - y_r(k) + t_s^2 + 10^8 M_p^2$	0.5069	0.3633	0.1513	0.62	0.6343	0.4080
F	[74]	$\frac{e^{-\beta}(t_s/\max(t) + \alpha M_p)}{\alpha} + E_{ss}$	0.6728	0.4787	0.2299	1.97	0.4180	0.2795
G	[75]	$G_s \int_0^T e^2(t)dt + G_u \int_0^T u_c^2(t)dt + G_M M_p + G_s E_{ss} + G_d \sup \left \frac{d\epsilon(t)}{dt} \right $	0.948	0.256	0.232	10.07	4.8424	0.2365
H	[76]	$ITAE$	0.5857	0.4189	0.1772	1.95	0.5155	0.3433
I	[77]	$ITAE$	1.9522	0.4515	0.4753	28.27	2.7161	0.1321
J	[78]	IAE	0.9951	0.2773	0.2238	12.58	4.4394	0.2339
K	[41]	$ITAE + \alpha_1 \times \xi + \alpha_2 \times t_s + \alpha_3 \times t_r + \alpha_4 \times V_{t_{max}}$	1.2771	0.8471	0.4775	16.93	0.8039	0.1438
L	[80]	$0.5(1 + M_p)(t_s + t_r)$	0.4500	0.2900	0.1300	0.00	0.8169	0.4822
M	[42]	$\omega_{M_p} M_p + \omega_{t_r} t_r + \omega_{t_s}$	0.7080	0.6560	0.2820	2.60	0.8133	0.2400
N	[79]	$ITSE$	1.6524	0.4083	0.3654	25.01	3.0939	0.1557
O	[81]	$\alpha_1 \times ITAE + \alpha_2 \times t_s + \alpha_3 \times V_{t_{max}}$	0.5473	0.3556	0.1668	0.00	0.5864	0.3744
P	[82]	$\alpha_1 \times ISE + \alpha_2 \times t_r + \alpha_3 \times V_{t_{max}}$	0.6190	0.4224	0.2058	0.59	0.4778	0.3123

Considérant seulement la valeur t_s comme critère d'évaluation, le scénario C est meilleur. En combinant les valeurs t_s et M_p , les scénarios F, H, et O semblent également intéressants. Cependant, en considérant simultanément les valeurs t_r , t_s et M_p , le scénario C domine. Indépendamment de l'algorithme utilisé, cette analyse souligne les performances de la fonction objective du scénario C. De plus, cette fonction contient seulement un paramètre à définir, ce qui facilite son ajustement. Par conséquent, la fonction (6.2) est choisie pour ajuster le contrôleur du SRTA avec ACO-NM proposé :

$$F(x) = (1 - e^{-\beta})(V_{t_{max}} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r) \quad (6.2)$$

où x est $[K_p, K_i, K_d]$ et β un facteur de pondération. Même si E_{ss} est nul dans la réponse finale dû à la présence de l'intégrateur, ce terme contribue à atteindre plus rapidement l'ensemble solution souhaité lors du processus

d'optimisation.

6.3.2 Contrôleurs ACO-NM-PIDs comparés à d'autres PIDs

La performance de l'algorithme proposé est comparée à PSO, c'est-à-dire le scénario C dans le Tableau 6.2, sous les mêmes conditions que [38]; $\kappa = 10,000$, $\varphi_{min} = [0 \ 0 \ 0]$ et $\varphi_{max} = [1.5 \ 1.0 \ 1.0]$. Le critère de Routh-Hurwitz pour la stabilité en boucle fermée a été également inséré dans l'optimisation par ACO-NM tel que dans [38]. La paramétrisation de ACO-NM est $\alpha = \Omega = 600$, $\rho = 1e^{-5}$, $m = 15$, $\Upsilon = 0.2$, $ds = 20$, $q = 5$ et $div = 100$ [55]. Le facteur d'évaporation est renforcé et la valeur de $F(x)$ est pénalisée pour les paramètres conduisant à une réponse instable du système.

Les ensembles PIDs proposés sont comparés dans le Tableau 6.3 avec PSO-PID [38] ainsi qu'avec la solution obtenue par la méthode SIMC [85]. L'application de la méthode SIMC a nécessité un réglage complémentaire pour le gain proportionnel. La méthode SIMC est basée sur des principes antérieurs de la méthode Ziegler-Nichols et Internal Model Control.

Tableau 6.3 – Meilleurs ensembles PID selon 100 essais (ST = 2%, RT = 10% à 90 %)

β	Contrôleur	K_p	K_i	K_d	$M_p(\%)$	E_{ss}	t_s (s)	t_r (s)	$F(x)$
1.0	PSO-PID	0.6570	0.5389	0.2458	1.16	0	0.4114	0.2723	0.6906
	ACO-NM-PID	0.67387	0.59506	0.262173	1.67	0	0.3860	0.2580	0.6898
1.5	PSO-PID	0.6254	0.4577	0.2187	0.44	0	0.4609	0.3007	0.8160
	ACO-NM-PID	0.63475	0.48005	0.22665	0.61	0	0.4451	0.2918	0.8159
	SIMC-PID	0.5075	0.3500	0.1575	0	0	0.6621	0.4060	-

L'ACO-NM proposé atteint une valeur $F(x)$ plus basse que PSO pour les deux valeurs de β . L'algorithme proposé possède donc une meilleure efficacité pour ces cas de simulation. Considérant les caractéristiques des réponses transitoires du système, les ACO-NM-PIDs fournissent une réponse stable plus rapidement. En effet, les valeurs t_r et t_s sont plus faibles, mais la valeur M_p est légèrement plus élevée que celles obtenues avec PSO-PIDs et SIMC-PID.

La Figure 6.2 montre la tension finale du SRTA avec agrandissement sur le dépassement.

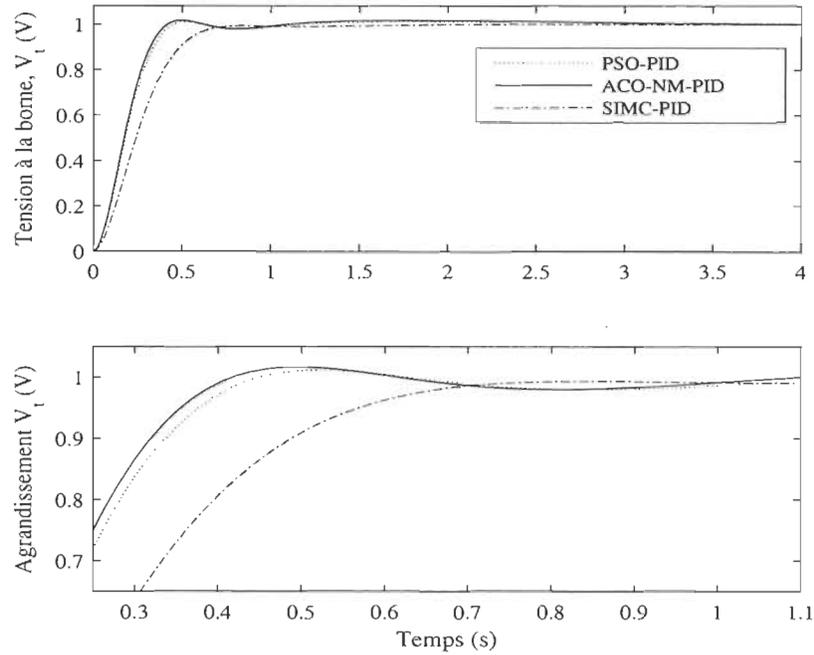


FIGURE 6.2 – Tensions finales du SRTA avec agrandissement sur le dépassement - $\beta = 1.0$.

Puisque que les valeurs ST et RT ne sont pas mentionnées dans [38], un second scénario de simulation doit être effectué afin d'obtenir des résultats menant à une conclusion fiable concernant les performances de ACO-NM. Pour obtenir exactement les valeurs t_s et t_r du SRTA contrôlé tel que paramétré dans [38], il faut que ST = 2.625% et RT= 8.84% à 90% pour $\beta = 1.0$ et que ST=2.43 % et RT=8.48% à 90% pour $\beta = 1.5$. ACO-NM est donc exécuté à nouveau avec ces nouvelles valeurs de seuil puisque ces dernières affectent la valeur de la fonction objective. Tel que montré au Tableau 6.4, ACO-NM-PIDs possèdent des valeurs $F(x)$ plus basses. Qui plus est, les valeurs M_p , t_s , et t_r obtenues avec ACO-NM-PIDs sont plus faibles que PSO-PIDs, et ce,

pour les deux valeurs de β .

Tableau 6.4 – Meilleures solutions PID selon 100 essais

β	Contrôleur	K_p	K_i	K_d	$M_p(\%)$	E_{ss}	t_s (s)	t_r (s)	$F(x)$
1.0	PSO-PID [38]	0.6570	0.5389	0.2458	1.16	0	0.4025	0.2767	0.6857
	ACO-NM-PID	0.66862	0.54774	0.25808	1.14	0	0.3871	0.2668	0.6836
1.5	PSO-PID [38]	0.6254	0.4577	0.2187	0.44	0	0.4528	0.3070	0.8128
	ACO-NM-PID	0.63041	0.4498	0.22250	0.27	0	0.4478	0.3033	0.8113

Le Tableau 6.5 présente la convergence de ACO-NM, de PSO [38], de ACO-NM *contrainte de réflexion* [31], ABC [45], DE [46] et GA [47] sur 100 essais.

Tableau 6.5 – Comparaison de l'efficacité de calculs sur 100 essais

β	Contrôleur	$F_{max}(x)$	$F_{min}(x)$	$F(x)$	ΔF	$f - evals$	$CPU - time(s)^*$
1.5	ACO-NM-PID proposé	0.8116850	0.8112899	0.8113127	0.0004	4,429	341
	ACO-NM-PID <i>contrainte de réflexion</i>	0.8119710	0.8112899	0.8113139	0.0045	3,983	304
	PSO-PID [38]	0.8149300	0.8129420	0.8136034	0.0020	-	-
	ABC-PID	0.8136967	0.8115569	0.8122818	0.0021	8,096	619
	DE-PID	0.9285182	0.8112900	0.8124623	0.1172	9,842	873
	GA-PID	0.8114100	0.8112911	0.8113076	0.0001	9,726	847
1.0	ACO-NM-PID proposé	0.6843690	0.6836069	0.6836410	0.0007	3,693	284
	ACO-NM-PID <i>contrainte de réflexion</i>	0.6843690	0.6836069	0.6836485	0.0007	4,566	356
	ABC-PID	0.6854456	0.6836886	0.6842643	0.0018	8,376	652
	DE-PID	0.6836070	0.6836070	0.6836070	0	9,873	766
	GA-PID	0.6836920	0.6836084	0.6836209	0.00006	9,698	712

*Le CPU - time est calculé avec Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20Ghz avec 4.00GO RAM sur Windows 10 Professionnel avec Matlab R2015b.

Concernant $\beta = 1.5$, GA-PID obtient les valeurs $\overline{F(x)}$, $F_{max}(x)$ et ΔF ($\Delta F = F_{max}(x) - F_{min}(x)$) les plus basses parmi les autres PIDs alors que les valeurs de $f - evals$ et $CPU - time$ sont parmi les valeurs les plus élevées. Par contre, les valeurs $f - evals$ et $CPU - time$ de GA-PID sont significativement plus élevées que celles obtenues par ACO-NM et ce, pour surpasser ACO-NM-PID seulement par moins de $6 \times 10^{-4}\%$ de $\overline{F(x)}$. Concernant la comparaison de la procédure pour contraindre NM, le ACO-NM-PID proposé obtient des valeurs $\overline{F(x)}$, $F_{max}(x)$ et ΔF plus faibles que ACO-NM-PID *contrainte de réflexion*, mais $f - evals$ est légèrement plus important.

Pour $\beta = 1.0$, DE-PID possède les valeurs $\overline{F(x)}$, $F_{max}(x)$ et ΔF plus basses, mais les valeurs $f - evals$ et $CPU - time$ les plus élevées. Le ACO-NM-PID proposé atteint une valeur $\overline{F(x)}$ légèrement plus élevée, mais les valeurs $f - evals$ et $CPU - time$ sont considérablement plus basses. Le ACO-NM-PID

proposé atteint encore une fois une valeur $\overline{F(x)}$ plus faible que celle obtenue avec ACO-NM-PID *contrainte de réflexion*, et ce, pour des valeurs $f - evals$ et $CPU - time$ plus faibles. Ainsi, la procédure proposée pour contraindre NM est plus efficace que la procédure *contrainte de réflexion* [31]. Selon les résultats obtenus pour le SRTA, ACO-NM proposé est globalement plus efficace que les autres algorithmes comparés. Il converge vers une réponse de qualité avec une grande rapidité de calculs, ce qui rend ACO-NM intéressant pour une optimisation en temps réel. Cependant, au-delà de l'importance de la réponse dynamique du SRTA, la stabilité et la robustesse des contrôleurs sont indispensables. Ainsi, ces caractéristiques et propriétés seront traités dans les prochaines sections.

6.3.3 Analyse du système en boucle fermée

Le Tableau 6.6 présente les zéros et les pôles du système en boucle fermée, le taux d'amortissement ainsi que les fréquences naturelles lorsque le SRTA est contrôlé par PSO-PIDs [38] et ACO-NM-PIDs proposés. Tous les pôles reposent du côté gauche du plan- s , ce qui confirme la stabilité du SRTA contrôlé. Le taux d'amortissement donne de l'information concernant la nature oscillatoire de la réponse transitoire. Une plus grande valeur signifie que la réponse transitoire présente moins d'oscillations. Les taux d'amortissement des ACO-NM-PIDs et PSO-PIDs sont très similaires de même que les valeurs de leurs fréquences naturelles. Ainsi, pour une stabilité similaire, les ACO-NM-PIDs ont une plus grande performance dynamique que les PSO-PIDs.

6.3.4 Analyse de la robustesse du SRTA

Une analyse de robustesse, appelé *évaluation de la robustesse*, est effectuée en variant les valeurs des constantes de temps des composants du

Tableau 6.6 – Caractéristiques en boucle fermée des PIDs

Contrôleur	Pôles		Zéros	Taux d'amortissement	Fréquence naturelle (rad/s)
$\beta = 1$	PSO-PID	-1.1920 ± 0.7031i -5.2186 ± 6.5303i	-1.3365 ± 0.6374i ∅	0.8611 0.6243 1.0000	1.3843 8.3594 100.6743
	ACO-NM-PID	-1.1554 ± 0.7157i -5.2382 ± 6.7949i	-1.2954 ± 0.6666i ∅	0.8501 0.6105 1.000	1.3591 8.5796 100.7128
		-100.6788 -100.7128	-100.0000		
$\beta = 1.5$	PSO-PID	-1.3031 ± 0.3920i -5.1450 ± 5.9117i	-1.4298 ± 0.2201i ∅	0.9576 0.6565 1.0000	1.3608 7.8371 100.6038
	ACO-NM-PID	-1.2945 ± 0.3326i -5.1484 ± 6.0052i	-1.4167 ± 0.1211i ∅	0.9685 0.6509 1.0000	1.3365 7.9100 100.6143
		-100.6143	-100.0000		

SRTA par $\pm 50\%$ et $\pm 25\%$ [41]-[42]. Le Tableau 6.7 présente les résultats obtenus.

Tableau 6.7 – Intervalles de déviation et pourcentage de déviation maximale

Paramètre	Intervalle de déviation / Déviation maximale (%)			Intervalle de déviation / Déviation maximale (%)		
	$\beta = 1.0$			$\beta = 1.5$		
	$V_{t_{max}}$ (V)	t_s (s)	t_r (s)	$V_{t_{max}}$ (V)	t_s (s)	t_r (s)
τ_a	0.0666 / 6.45	1.0011 / 335.64	0.0291 / 11.57	0.0641 / 6.33	0.2640 / 120.86	0.0441 / 16.24
τ_c	0.0477 / 4.06	1.2169 / 470.45	0.1638 / 34.42	0.0527 / 4.95	0.7920 / 274.79	0.1746 / 32.74
τ_g	0.0574 / 7.27	1.8295 / 633.98	0.2288 / 45.54	0.0426 / 5.65	1.4670 / 506.89	0.2568 / 44.50
τ_s	0.0107 / 1.05	0.4643 / 122.64	0.0161 / 3.25	0.0087 / 0.86	0.4965 / 114.08	0.0175 / 3.12
Moyenne	0.0456/4.71	1.1279 / 390.67	0.1094/23.70	0.0420 / 4.44	0.7549 / 254.18	0.1232 / 24.15

Les performances dynamiques de la réponse transitoire demeure dans l'intervalle attendu [86] et la moyenne du maximum de déviation est comparable à [42][76]. Pour le cas $\tau_g + 50\%$ de sa valeur, la déviation de t_s peut sembler élevée. Cependant, ST est fixé à 2% pour atteindre rapidement la référence. Les résultats du Tableau 6.8 confirment que le système demeure stable et que les taux d'amortissement sont acceptables considérant les valeurs de [41][76][79]. D'après cette analyse, les ACO-NM-PIDs sont robustes.

Tableau 6.8 – Caractéristiques en boucle fermée des ACO-NM-PIDs (+50% de la valeur de τ_g)

	Pôles		Taux d'amortissement	
	$\beta = 1.0$		$\beta = 1.0$	$\beta = 1.5$
	$\beta = 1.0$	$\beta = 1.5$		
	-1.0369 ± 0.9143i	-1.1726 ± 0.6744i	0.7501	0.8669
	-5.3046 ± 4.8481i	-5.2019 ± 4.0599i	0.7382	0.7883
	-100.4836	-100.4176	1.0000	1.0000

6.4 Contrôleurs ACO-NM-2DOF-PID_fs

Dans un contexte pratique [2], le signal de contrôle V_u devrait être contenu pour éliminer les grandes impulsions instantanées qui sont dues à l'action dérivative (D) du contrôleur. Ainsi, un filtre de premier ordre sur l'action D permet d'éviter ce problème. L'équation du contrôleur filtré est :

$$PID_f(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d \frac{N}{1 + N \frac{1}{s}} \quad (6.3)$$

où N est le coefficient du filtre dérivatif. En incorporant le paramètre N dans l'ajustement du contrôleur par ACO-NM ($N \in [10, \dots, 150]$), le signal de contrôle devient acceptable et la réponse du SRTA est satisfaisante. Le Tableau 6.9 montrent les résultats de ACO-NM-PID_fs comparés à [87] où le PID_f est optimisé par TLBO. Dans [87], l'espace de recherche est plus petit ($0.3 < K_p < 0.6$, $0.1 < K_i < 0.5$ et $0.01 < K_d < 0.4$) que celui utilisé par ACO-NM. L'optimisation par TLBO est donc en quelque sorte avantagée par rapport à ACO-NM. Cependant, cela n'a pas empêché ACO-NM d'obtenir de meilleurs résultats que TLBO. En effet, tel que présenté au Tableau 6.9, le ACO-NM-PID_f fournit une réponse stable plus rapidement que TLBO-PID_f. D'ailleurs, ACO-NM-PID_f fournit une réponse similaire à ACO-NM-PID.

Tableau 6.9 – Paramètres des contrôleurs PID et PID_f - $\beta = 1.0$ (ST= 2% et RT = 10% to 90 %)

Contrôleur	K_p	K_i	K_d	N	$M_p(\%)$	E_{ss}	t_s (s)	t_r (s)	$F(x)$
ACO-NM-PID	0.67387	0.59506	0.262173	∅	1.67	0	0.3860	0.2580	0.6898
ACO-NM-PID _f	0.6268	0.5564	0.2404	130.6039	1.76	0	0.4049	0.2662	0.6944
TLBO-PID _f [87]	0.5302	0.4001	0.1787	175.2661*	1.00	0	0.5603	0.3537	**

*La valeur N réfère à $N/T = 1.9104/0.0109$ où $(0.1 < N' < 2$ et $0.01 < T'(s) < 0.1)$ [87].

**La fonction objective de [87] est la même que [38], mais la définition de $V_{t_{max}}$ est différente, la comparaison de $F(x)$ n'est donc pas significative.

Suivant l'objectif de cette section, un saturateur à la sortie du contrôleur PID_f a été ajouté tel que [88]; $V_{u_{min}} \leq V_u \leq V_{u_{max}}$ soit $-0.07 \leq V_u \leq 0.5$. La Figure 6.3 montre que le SRTA contrôlé avec le ACO-NM-PID_f proposé antérieurement fournit une réponse insatisfaisante puisque le signal de com-

mande saturé sur une longue période de temps.

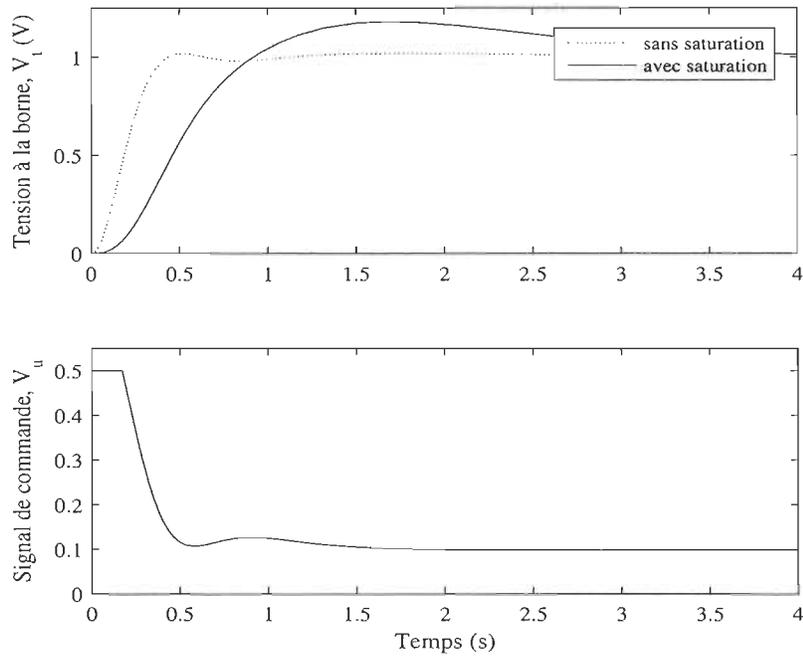


FIGURE 6.3 – Tensions finales du SRTA et son signal de commande saturé ($-0.07 \leq V_u \leq 0.5$) obtenus avec ACO-NM-PID_f.

L'ajout de contraintes spécifiques complique le processus d'optimisation [2]. Pour gérer ces spécificités, le contrôleur 2DOF-PID est utilisé [16]. Cette structure possédant deux degrés de liberté supplémentaires permet de pondérer $V_{ref}(s)$ avant de passer à travers les actions proportionnelle (P) et D [16]. La sortie du signal de contrôle est formulée de la façon suivante ;

$$V_u(s) = K_p [w_p V_{ref}(s) - V_t(s)] + \frac{K_i}{s} E(s) + K_d [w_v V_{ref}(s) - V_t(s)] \frac{N}{1 + N \frac{1}{s}} \quad (6.4)$$

où w_p et w_v sont les pondérations sur les actions P et D respectivement. Dans ce cas, la variable de décision se réfère à $x = [K_p, K_i, K_d, N, w_p, w_v]$. Deux scénarios de simulation sont effectués pour ajuster le contrôleur 2DOF-PID

avec ACO-NM proposé. La nouvelle fonction objective suivante est proposée pour mieux gérer la saturation :

$$I(x) = (1 - e^{-\beta})(V_{t_{max}} + E_{ss}) + e^{-\beta}(t_s - t_r) + \Theta\Phi(x) \quad (6.5)$$

où Θ est un coefficient de pondération et $\Phi(x)$ est

$$\Phi(x) = \begin{cases} \int |V_u - V_{u_{min}}| & \text{si } V_u < V_{u_{min}} \\ \int V_u - V_{u_{max}} & \text{si } V_u > V_{u_{max}} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.6)$$

Remarquez que, si $\Theta = 0$, (6.5) équivaut à (6.2).

Le nombre de fourmis ainsi que la discrétisation de l'espace de recherche ont été changés pour $m=75$ et $d_s = 25$ afin de converger vers des résultats de qualité supérieure. Les paramètres suivants sont ajoutés à l'espace de recherche de ACO-NM; $w_p \in [0, \dots, 1]$, $w_v \in [0, \dots, 1]$ et $N \in [10, \dots, 150]$. Le Tableau 6.10 et la Figure 6.4 présentent les résultats obtenus.

Tableau 6.10 – Paramètres des ACO-NM-2DOF-PID_fs - $\beta = 1.0$

Scénario	K_p	K_i	K_d	N	w_p	w_v	M_p (%)	t_s (s)	t_r (s)	Θ	$I(x)$
a	1.2468	0.6943	0.2579	138.0926	0.8241	0.0222	0.58	0.7767	0.4624	0	0.7517
b	0.6366792	0.6219553	0.1290376	10.3772549	0.7087421	0.0100648	1.73	0.8344	0.5120	10,000*	0.7618

* $\Theta = 10,000$ pour une pénalité élevée sur la violation de la limite du signal de contrôle

Puisque (6.5) du scénario b pénalise fortement les violations de la sortie du contrôleur 2DOF-PID, il est attendu que le signal de commande ne sature pas ou que légèrement. La limitation du signal de commande ralentit les valeurs t_s et t_r . Malgré ce ralentissement, le ACO-NM-2DOF-PID fournit quand même une réponse en boucle fermée satisfaisante [86].

6.4.1 Validation expérimentales

La performance et la robustesse des contrôleurs optimisés par ACO-NM proposé sont confirmées expérimentalement.

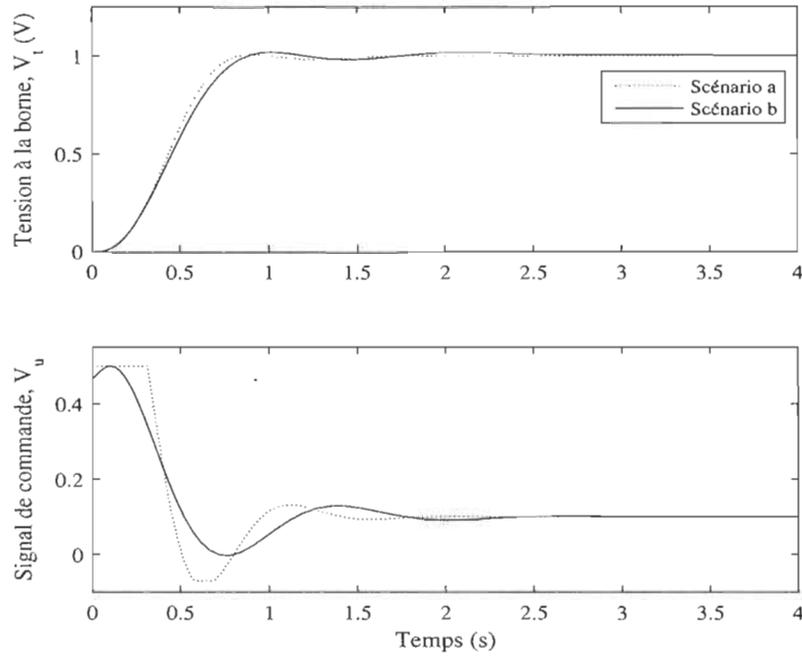


FIGURE 6.4 – Tensions finales du SRTA et ses signaux de commande obtenus avec ACO-NM-2DOF-PID_fs - Scénarios a et b du Tableau 6.10.

6.4.1.1 Montage expérimental

La validation expérimentale est réalisée avec le simulateur *G26/EV* de *Electronica Veneta S.P.A.* [89]. Le simulateur *G26/EV* est utilisé à des fins éducatives, entre autres, pour tester des algorithmes de contrôle dans des conditions quasi-réelles. Le simulateur est composé de différents blocs ; chacun d'eux développe une fonction linéaire ou non linéaire distincte. Des variables qualitatives et quantitatives peuvent être mesurées aux bornes d'entrée et de sortie de chaque bloc. Le processus est configuré en utilisant les quatre blocs suivants :

$$G(s) = \frac{V_u(s)}{V_s(s)} = \left[\frac{9.8487}{1 + 0.09s} \right] \left[\frac{1}{1 + 0.7395s} \right] \left[\frac{1}{1 + 1.0015s} \right] \left[\frac{1}{1 + 0.001s} \right] \quad (6.7)$$

Dues aux limitations physiques du prototype, l'implémentation réelle (6.7)

diffère des valeurs nominales du SRTA, mais les constantes de temps du système demeurent dans la plage de paramètres admissibles [38]. Les essais pratiques testent donc les performances du contrôleur ainsi que sa robustesse. Un ordinateur avec un système d'acquisition de données est connecté au processus via des convertisseurs A/D et D/A tels que présenté sur la Figure 6.5. L'ordinateur exécute le programme NI-Labview qui implémente les ACO-NM-2DOF-PID_fs numériques avec une période d'échantillonnage de 5 ms.

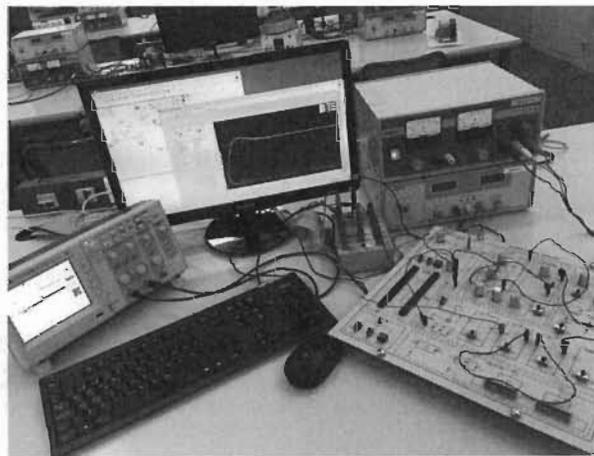


FIGURE 6.5 – Installation expérimentale : Boucle fermée implémentée avec un contrôleur digital programmé dans NI-LabVIEW et le simulateur G26/EV.

6.4.1.2 Résultats expérimentaux

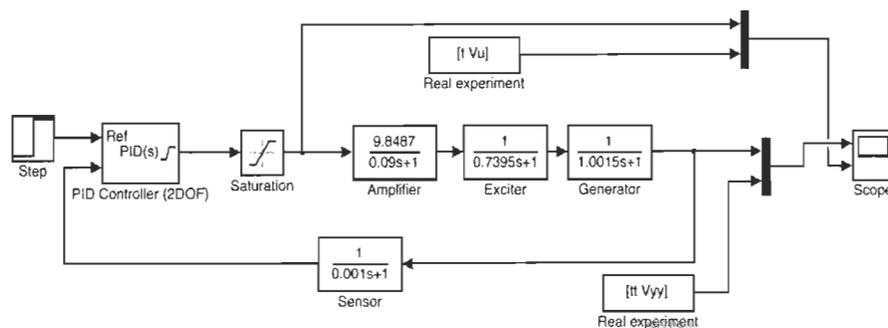


FIGURE 6.6 – Diagramme SimulinkTM pour les simulations avec les ACO-NM-2DOF-PID_fs.

Les deux ACO-NM-2DOF-PID_fs du Tableau 6.10 sont implémentés. Puisque les paramètres de ces contrôleurs ont été ajustés avec les valeurs nominales du SRTA [38], une simulation avec le modèle Matlab®/SimulinkTM de la Figure 6.6 a été effectuée pour vérifier leur stabilité en boucle fermée.

Après vérification de la stabilité en boucle fermée, les validations expérimentales sont effectuées. Les résultats expérimentaux obtenus sont présentés aux Figures 6.7 et 6.8. Les ACO-NM-2DOF-PID_fs expérimentaux atteignent des performances de contrôle satisfaisantes, et ce, malgré les différences entre le système de simulation et d'expérimentation. En effet, les valeurs des variables du SRTA en pratique diffèrent de celles utilisées lors de l'optimisation des contrôleurs. De plus, le ACO-NM-2DOF-PID est sous forme continue lors de son optimisation alors qu'en pratique il est sous forme discrète. La robustesse des ACO-NM-2DOF-PID_fs est donc confirmée et les performances en boucle fermée obtenues avec le modèle nominal montré à la Figure 6.4 sont maintenues. Les bruits et les perturbations observés sont inhérents à l'expérimentation.

6.5 Structure d'optimisation considérant robustesse, stabilité et performances dynamiques

Jusqu'à présent, beaucoup d'efforts ont été déployés à la syntonisation de contrôleurs du SRTA avec ses valeurs nominales pour obtenir un temps de démarrage rapide avec un dépassement minimal. Cependant, dans un contexte pratique, non seulement les performances nominales sont importantes, mais également celles obtenues lorsque le contrôleur est utilisé dans une installation réelle qui comporte des variations et des incertitudes [90]. La plupart des travaux sur l'optimisation de contrôleurs pour le SRTA évaluent la

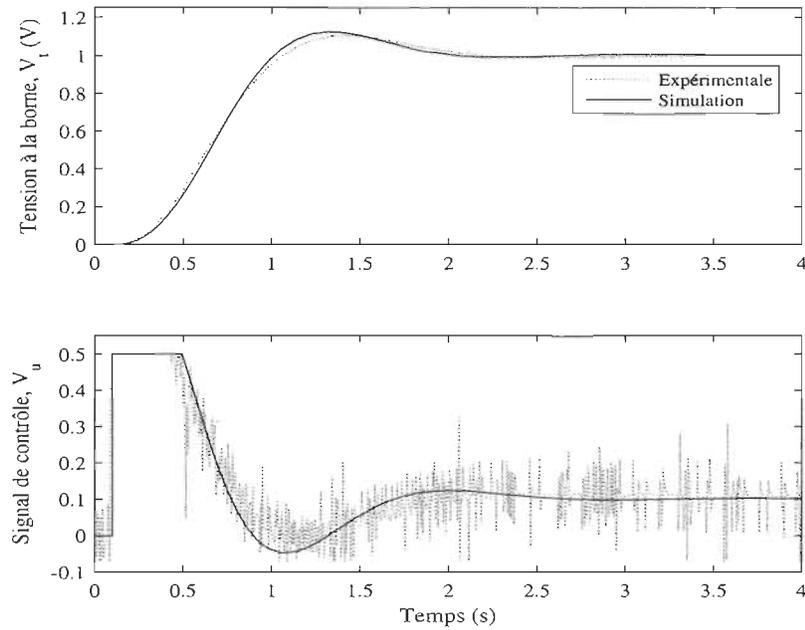


FIGURE 6.7 – Tensions finales du SRTA et ses signaux de commande obtenus avec ACO-NM-2DOF-PID_f du Tableau 6.10 - Scénario a : Expérimentation vs Simulation.

stabilité et la robustesse avec l'analyse *évaluation de la robustesse* présentée à la §6.3.4. Cette analyse est effectuée seulement une fois que la solution est trouvée par l'algorithme d'optimisation. Cependant, pour s'assurer que l'algorithme convergera vers une solution robuste et stable, ces caractéristiques doivent être prises en compte lors du processus d'optimisation. Seulement quelques publications considèrent la robustesse et la stabilité du SRTA pendant le processus d'optimisation.

Un processus de réglage basé sur le domaine fréquentiel est suggéré dans [34] afin de garantir la stabilité et la robustesse du système. Cependant, étant donné que les caractéristiques de la réponse temporelle ne sont pas considérées durant le processus d'optimisation, la réponse dynamique du système peut être médiocre. Une fonction coût imposant à la fois des

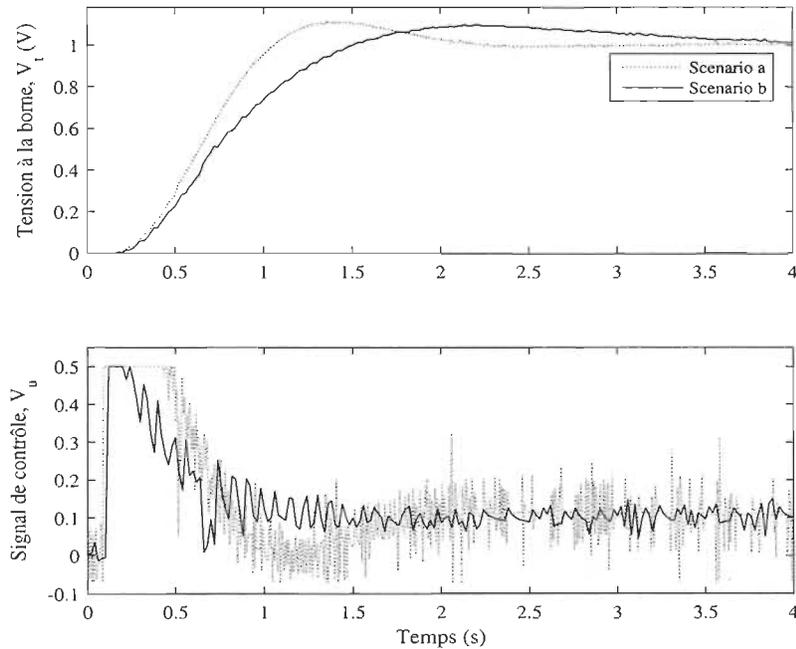


FIGURE 6.8 – Tensions réelles du SRTA et ses signaux de commande obtenus avec ACO-NM-2DOF-PID_fs du Tableau 6.10.

spécifications du domaine temporel et fréquentiel est proposée dans [35]. Par contre, cette fonction contient huit paramètres de pondération à définir analytiquement pour atteindre des résultats satisfaisants. Par conséquent, dans cette section, une nouvelle structure d'optimisation considérant la stabilité et la robustesse ainsi que les performances dynamiques du SRTA est proposée pour l'ajustement du contrôleur PID_f. Cette structure est simple d'ajustement puisqu'elle contient seulement un paramètre de pondération. Le critère de robustesse dans le processus d'optimisation ne considère que les éléments critiques du SRTA, lesquels sont déterminés par une analyse de sensibilité locale. La structure d'optimisation est minimisée par ACO-NM. La performance de l'approche proposée est confirmée en comparant ses résultats à ceux obtenus avec les critères de performance publiés dans [34][35] ainsi qu'avec les résultats obtenus avec la commande *sysune* de Matlab[®] [43] et l'algo-

rithme de réglage PID de MathWorks[®] [44]. Puisque le défi lors du réglage des contrôleurs est d'obtenir le meilleur équilibre entre les performances dynamiques, la stabilité et la robustesse du système [91], la comparaison est basée sur l'atteinte de cet équilibre.

6.5.1 Méthodes d'optimisation à l'étude

6.5.1.1 Structure d'optimisation proposée

L'ACO-NM résout le problème d'optimisation suivant pour le réglage PID_f [2] :

$$\begin{aligned}
 & \underset{x}{\text{minimise}} && \overline{f(x)} \\
 & \text{sujet à} && g(x) \geq G_{m_{min}} \\
 & && h(x) \geq P_{m_{min}} \\
 & && \varphi_{min} \leq x \leq \varphi_{max}
 \end{aligned} \tag{6.8}$$

où x est $[K_p, K_i, K_d, N]$, $\overline{f(x)}$ est la fonction coût à minimiser, φ_{min} et φ_{max} sont les limites inférieures et supérieures pour x , et $G_{m_{min}}$ et $P_{m_{min}}$ sont respectivement les contraintes d'inégalité pour les marges minimales de gain et de phase. La marge de gain G_m fait référence au gain supplémentaire que le système peut gérer avant d'atteindre la condition de stabilité critique. La marge de phase P_m est le délai de phase pur qui peut être ajouté pour amener le système à la stabilité critique [90]. La stabilité relative d'un système peut donc être mesurée par les marges de gain et de phase. La fonction $f(x)$ réfère à (6.2). La nouveauté est d'évaluer (6.2) avec l'analyse *évaluation de la robustesse* de §6.3.4 [81] durant l'optimisation. La fonction $f(x)$ est évaluée avec des incertitudes de $\pm 25\%$ et $\pm 50\%$ sur chaque élément critique, c'est-à-dire quatre évaluations de $f(x)$ sont effectuées pour chaque élément critique. $\overline{f(x)}$ est la moyenne des valeurs des fonctions $f(x)$ et c'est $\overline{f(x)}$ qui est utilisée

comme valeur de performance dans l'algorithme d'optimisation. Considérer uniquement les éléments critiques du SRTA permet au processus d'optimisation d'atteindre une solution robuste pour un coût de calculs optimal. Pour déterminer les éléments critiques du système, la sensibilité de chaque paramètre est évaluée pour le système en boucle fermée avec un régulateur proportionnel unitaire. Par exemple, la sensibilité au paramètre τ_a est définie comme suit :

$$S_{\tau_a}^{gbc} = \left(\frac{\partial gbc}{\partial \tau_a} \right) \left(\frac{\tau_a}{gbc} \right) \quad (6.9)$$

où gbc est la fonction de transfert en boucle fermée du SRTA avec un contrôleur de gain unitaire P ;

$$gbc = \frac{GA \times GE \times GG}{1 + GA \times GE \times GG \times GS} \quad (6.10)$$

où GA se réfère à la fonction de transfert de l'amplificateur, GE de l'excitateur, GG du générateur et GS du capteur - voir Figure 6.1. Les valeurs de G_m et de P_m sont calculées sur le SRTA en boucle ouverte, $Boucle_{ouverte} = PID \times GA \times GE \times GG \times GS$.

6.5.1.2 Commande *systeme* de Matlab®

La commande *systeme* de Matlab® syntonise les paramètres d'un système de contrôle quelle que soit sa structure. Les paramètres sont représentés par un vecteur x . Les valeurs normalisées $p_i(x)$ et $q_i(x)$ sont respectivement les exigences souples et dures. Le problème d'optimisation contraint est défini par [43] :

$$\begin{aligned}
& \text{minimise} && \max_i p_i(\mathbf{x}) \\
& \text{sujet à} && \\
& && \max_j q_j(\mathbf{x}) < 1 \\
& && \varphi_{min} < \mathbf{x} < \varphi_{max}
\end{aligned} \tag{6.11}$$

Si des exigences strictes et souples sont utilisées, la méthode divise le problème en sous-problèmes non contraints comme suit :

$$\min_{\mathbf{x}} \max(\nu(p(\mathbf{x})), q(\mathbf{x})) \tag{6.12}$$

Le multiplicateur ν est ajusté de sorte que la solution du sous-problème converge vers une solution qui respecte les contraintes initiales d'optimisation. Le problème d'optimisation est résolu par les algorithmes d'optimisation non-lisse [43] [92] et de la norme H- ∞ [93].

La commande *sysune* permet de gérer les contraintes entre l'entrée et la sortie du système, c'est-à-dire le temps de réponse t_{res} qui est le temps nécessaire pour que la réponse atteigne sa référence pour la première fois, l'erreur maximale $dcerror$ et l'erreur fractionnaire maximale sur toutes les fréquences $peakerror$. Ces contraintes sont calculées ensemble pour créer une valeur globale donnée par [43] [44] :

$$MaxError = \frac{(peakerror)s + \omega_c(dcerror)}{s + \omega_c} \tag{6.13}$$

où $\omega_c = 2/t_{res}$. Cette exigence est convertie en une valeur scalaire normalisée $k(\mathbf{x})$;

$$k(\mathbf{x}) = \left\| \frac{1}{MaxError} (T(s, \mathbf{x}) - I) \right\|_{\infty} \tag{6.14}$$

où $T(s, \mathbf{x})$ est la fonction de transfert en boucle fermée entre l'entrée et la sortie du système.

6.5.1.3 Algorithme de syntonisation de PID_s de MathWorks®

L'algorithme de syntonisation de contrôleurs de type PID de MathWorks® [44] comprend trois objectifs principaux : *i*) une stabilité en boucle fermée ; *ii*) une performance dynamique satisfaisante, et *iii*) une robustesse adéquate. La stabilité en boucle fermée garantit qu'une entrée bornée produit une sortie bornée. La performance dynamique se réfère à la rapidité du système à répondre aux changements de référence d'entrée et à la rapidité à supprimer les perturbations. La robustesse adéquate fait référence aux marges de gain et de phase qui permettent au système de gérer les variations et les erreurs. La conception est basée sur l'obtention de marges de gain et de phase suffisantes pour faire face aux incertitudes du modèle du système. L'algorithme règle automatiquement les gains du contrôleur pour atteindre ces trois objectifs afin d'atteindre un bon compromis entre la performance dynamique, la stabilité, et la robustesse. Une fois que l'algorithme a réglé le contrôleur automatiquement, il est possible d'effectuer des changements sur la valeur des gains du contrôleur et de visualiser simultanément la réponse du système avec SimulinkTM. Il est également possible d'axer la conception, soit sur la performance dynamique ou sur la robustesse. Quel que soit l'objectif de la conception du contrôleur, la marge de phase visée est de 60° à moins qu'elle ne soit modifiée par l'utilisateur.

6.5.2 Résultats et discussion

6.5.2.1 Configuration des simulations

Cette étude considère l'ajustement de PID_f pour le SRTA original [38]. L'analyse de sensibilité locale est effectuée sur les constantes de temps pour déterminer les éléments critiques (6.9). Les diagrammes de Bode présentés à la Figure 6.9 montrent que la variation τ_s n'affecte pas significativement le

système. L'analyse de la robustesse durant l'optimisation est donc effectuée avec les constantes de temps τ_a , τ_e et τ_g .

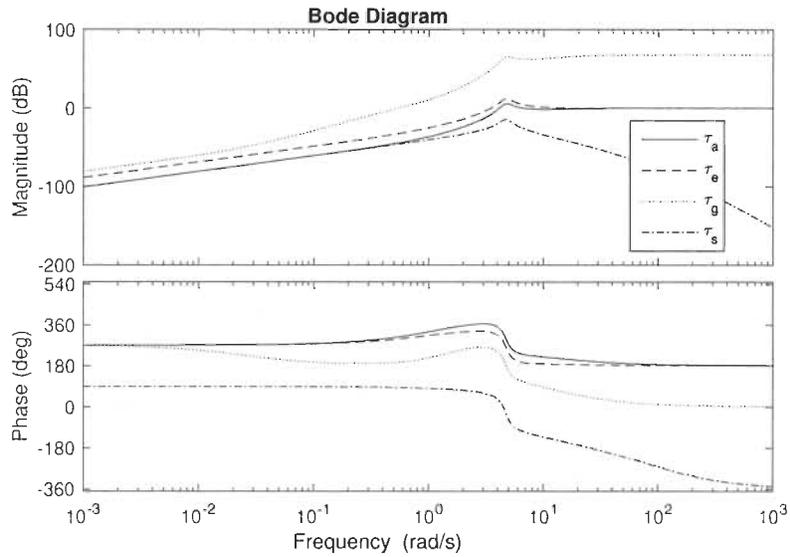


FIGURE 6.9 – Analyse de sensibilité locale sur les constantes de temps du SRTA.

La structure d'optimisation proposée est comparée à deux fonctions objectives qui tiennent compte de la stabilité et de la robustesse [34][35] :

$$H(\mathbf{x}) = (1 - \varpi)P_m + \varpi W_{gm} \quad (6.15)$$

$$G(\mathbf{x}) = \omega_1 M_p + \omega_2 t_r + \omega_3 t_s + \omega_4 E_{ss} + \int_0^T (\omega_5 |e(t)| + \omega_6 V_f(t)^2) + \frac{\omega_7}{P_m} + \frac{\omega_8}{G_m} \quad (6.16)$$

où W_{gm} est le gain de la fréquence de coupure, ϖ établit la distribution entre P_m et W_{gm} , ω_1 à ω_8 sont des pondérations à déterminer, et T est le temps de simulation.

Les résultats de cinq scénarios de simulation A à E sont comparés. Le scénario A correspond à la structure d'optimisation proposée (6.8) minimisée

par ACO-NM proposé où $\overline{f(x)}$ est la valeur moyenne de 13 évaluations de $f(x)$ (6.2), c'est-à-dire il y a 4 évaluations de x pour chaque paramètre critique plus une évaluation avec les valeurs nominales. $\beta = 1$ dans (6.2), $x = [K_p, K_i, K_d, N]$, $G_{m_{min}} = 6$ dB, $P_{m_{min}} = 30^\circ$, $\varphi_{min} = [0, 0, 0, 10]$, $\varphi_{max} = [1.5, 1.5, 1.5, 500]$. Le critère d'arrêt de l'algorithme est $\kappa = 65,000$ évaluations de $f(x)$. La paramétrisation de ACO-NM est $\alpha = \Omega = 3,000$, $\varrho = 1e^{-5}$, $m=35$, $\Upsilon=0.2$, $ds=20$, $q=5$ et $div=100$ [94]. La même paramétrisation est utilisée pour les scénarios B et C.

Le scénario B minimise la fonction de coût $G(x)$ (6.16) optimisée par ACO-NM proposé. Les valeurs de ω_1 à ω_8 de $G(x)$ sont pondérés de sorte que le rapport entre les termes de la fonction est le même que [35]. Cependant, quelques simulations supplémentaires avec la méthode essai-erreur ont été effectuées pour ajuster ω_1 à ω_8 afin d'améliorer la réponse du système. Les valeurs sont $\omega_1 = 0.01$, $\omega_2 = 1$, $\omega_3 = 500$, $\omega_4 = 1,000$, $\omega_5 = 1$, $\omega_6 = 1$, $\omega_7 = 12,500$ et $\omega_8 = 6,000$.

Le scénario C applique l'algorithme ACO-NM avec la fonction coût $H(x)$ (6.15) [34]. La valeur ϖ est 0.5. Le critère d'arrêt pour les scénarios B et C est de 65,000 évaluations de leur fonction objective respective.

Pour le scénario D, la commande *systeme* de Matlab[®] règle le contrôleur PID_f. Les valeurs dans (6.13) sont $t_{res} \leq 0.35$, $dcerror = 0$, $G_m = 6$ dB, $P_m = 30^\circ$ et la valeur par défaut $peakerror = 1$ [44]. La commande *systeme* est exécutée 1 350 fois à partir d'un point de départ différent déterminé aléatoirement. Une moyenne de 48 itérations est effectuée pour chaque point de départ. Ainsi, le nombre d'évaluations de la fonction objective est similaire aux scénarios A à C.

Le scénario E fait référence au réglage du contrôleur effectué avec l'algorithme d'ajustement de PIDs de MathWorks[®]. Les valeurs centrales de l'es-

pace de recherche sont le point de départ de l'algorithme.

6.5.2.2 Résultats de simulation - caractéristiques en boucle fermée

Le Tableau 6.11 présente les solutions obtenues pour les scénarios A à E alors que la Figure 6.10 présente les réponses du SRTA. $ST = 2\%$ et $RT = 10$ à 90% . Vu que la stabilité du système est autant importante que sa réponse dynamique, les caractéristiques en boucle fermée des solutions sont présentées dans le Tableau 6.12. Les pôles en boucle fermée se trouvent à gauche du plan- s , le taux d'amortissement et les fréquences naturelles sont élevés, confirmant ainsi la stabilité du système. Les caractéristiques en boucle fermée sont similaires pour tous les scénarios. Par conséquent, la comparaison se basera principalement sur la réponse dynamique du système et de sa robustesse.

Tableau 6.11 – Solutions PID_f obtenues avec différentes méthodes d'ajustement

Scénario	Algorithme	Fonction	K_p	K_i	K_d	N	$V_{t_{max}}$	t_d (s)	t_r (s)	G_m	P_m
A	ACO-NM	$\bar{f}(x)$	0.639211942	0.4757811419	0.215993326	484.0963	1.018	0.441	0.293	17.6	67.0
B	ACO-NM	$G(x)$ [35]	0.546375005	0.340910497	0.1485572938	500.0000	1.020	0.573	0.382	23.8	66.9
C	ACO-NM	$H(x)$ [34]	0.3120466469	0.2567369309	0.1503302039	500.0000	1.020	1.765	1.000	27.8	91.0
D	systeme	(6.14) [43]	0.5277875	0.4680368	0.2533528	241.5511	1.012	1.193	0.297	13.9	72.6
E	MathWorks®	[44]	0.58773	0.42881	0.19926	493.7625	1.004	0.504	0.323	19.1	69.2

Le scénario C présente les valeurs de marqueur de stabilité les plus élevées au détriment d'obtenir la réponse la plus lente. Ce scénario est donc infructueux car l'objectif de conception est d'atteindre le meilleur compromis entre la dynamique et la stabilité [91]. Les autres scénarios ont des valeurs G_m et P_m comparables. Les valeurs de $V_{t_{max}}$ sont également comparables; elles sont comprises entre 0,4% et 2%, ce qui est négligeable pour cette application. La comparaison se réduit donc à la vitesse de réponse du système. Le scénario A possède les temps t_s et t_r les plus courts. Par conséquent, le scénario A

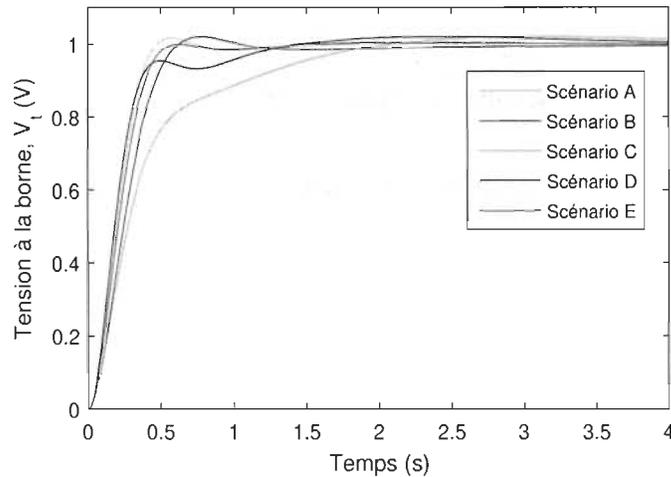


FIGURE 6.10 – Réponses à l'échelon du SRTA avec les paramètres nominaux.

présente le meilleur compromis entre la dynamique et la stabilité de la réponse.

6.5.2.3 Analyse de robustesse

La première analyse est l'évaluation de la robustesse. Les Figures 6.11 à 6.13 présentent respectivement les valeurs $V_{t_{max}}$, t_s et t_r en fonction des variations de τ_a , τ_e et τ_g pour les scénarios A à E. Tel que montré à la Figure 6.11, les valeurs $V_{t_{max}}$ des scénarios C et D sont moins affectées par les changements de paramètres du SRTA que les autres systèmes. Le scénario E obtient des résultats légèrement supérieurs à ceux des scénarios A, B et C, lesquels ont des performances similaires. Cependant, la Figure 6.12 montre que les scénarios C et D ont des performances médiocres selon t_s . Le scénario A a globalement la valeur la plus faible de t_s . Le même comportement est observé sur la Figure 6.13 ; le scénario A atteint le plus bas t_s par rapport aux autres scénarios. Pour faciliter l'interprétation des résultats, le Tableau 6.13 résume les résultats présentés aux Figures 6.11 à 6.13, où les moyennes de $V_{t_{max}}$, t_s et t_r sont calculées. En générale, l'effet des variations du paramètre du SRTA sur $V_{t_{max}}$ se situe entre 2 % et 3 %, ce qui est très négligeable. Concernant t_s

Tableau 6.12 – Caractéristiques en boucle fermée du SRTA

Scénario	Pôles en boucle fermée	Taux d'amortissement	Fréquences naturelles (rad/s)
A	$-1.3528 \pm 0.3690i$	0.965	1.402
	$-5.0349 \pm 5.8905i$	0.650	7.749
	-100.7546	1.000	100.755
	-484.0666	1.000	484.066
B	-0.7599	1.000	0.760
	-3.2413	1.000	3.241
	$-4.5020 \pm 3.7630i$	0.767	5.868
	-100.5139	1.000	100.514
C	-499.9809	1.000	499.981
	$-0.8159 \pm 0.7156i$	0.752	1.085
	$-5.6805 \pm 4.6845i$	0.772	7.363
	-100.5267	1.000	100.527
D	-499.9807	1.000	499.981
	$-0.8860 \pm 0.8361i$	0.727	1.218
	$-5.3582 \pm 7.0184i$	0.607	8.830
	-101.2080	1.000	101.208
E	-241.3544	1.000	241.354
	$-1.3387 \pm 0.3202i$	0.973	1.376
	$-5.0778 \pm 5.5147i$	0.677	7.496
	-100.6933	1.000	100.693
	-493.7391	1.000	493.739

et t_r , le scénario A semble être plus robuste aux changements de paramètres du SRTA.

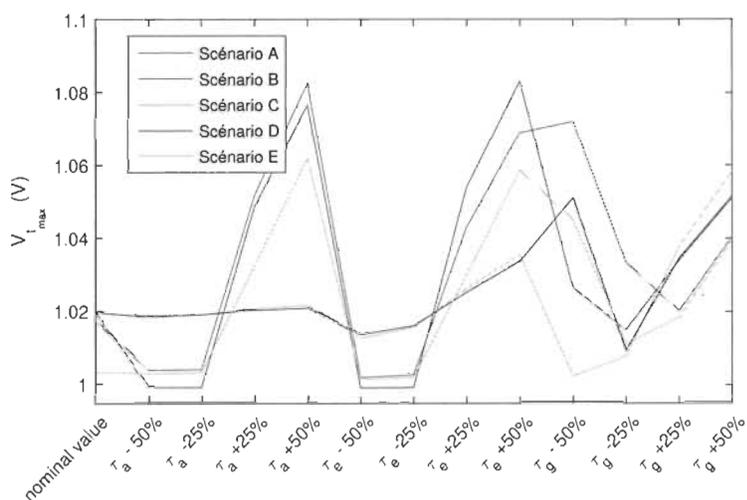


FIGURE 6.11 – $V_{t_{max}}$ en fonction des variations de paramètres.

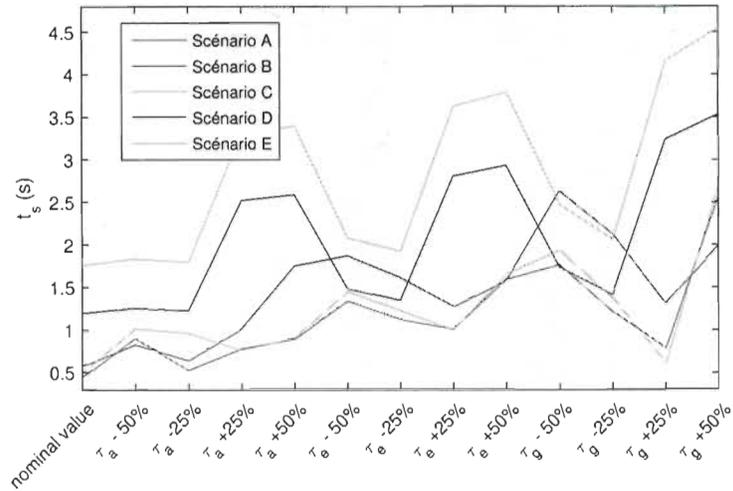


FIGURE 6.12 – t_s en fonction des variations de paramètres.

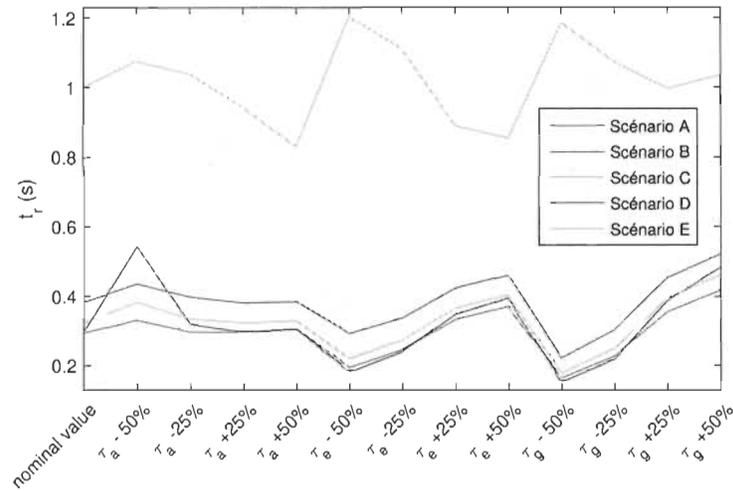


FIGURE 6.13 – t_r en fonction des variations de paramètres.

Tableau 6.13 – Caractéristiques dynamiques obtenues après l'analyse *évaluation de la robustesse*

Valeur \ Scénario	A	B	C	D	E
$\overline{V_{t_{max}}}$	1.0303	1.0286	1.0222	1.0243	1.0195
$\overline{t_s}$	1.0077	1.2982	2.7475	1.8833	1.0673
$\overline{t_r}$	0.2951	0.3838	1.0140	0.3156	0.3264

Pour tirer des conclusions plus fiables concernant la robustesse, les valeurs

des éléments critiques du SRTA ont été variées simultanément contrairement à la majorité des travaux publiés sur le sujet. Cent ensembles de τ_a , τ_e et τ_g ont été créés aléatoirement et uniformément distribués dans l'intervalle de $\pm 50\%$ de leurs valeurs nominales - voir le Tableau 6.14. Le Tableau 6.15 présente les valeurs moyennes $\overline{V_{l_{max}}}$, $\overline{t_s}$ et $\overline{t_r}$ obtenues. De plus, seulement de petites variations de la valeurs des paramètres du SRTA ont été appliquées, soit des incertitudes de $\pm 20\%$ des valeurs nominales [95][96]. Cependant, contrairement à [95][96], les variations des valeurs des paramètres se produisent simultanément entre $\pm 20\%$ des valeurs nominales de l'amplificateur, exciteur et le générateur - voir Tableau 6.16. Le Tableau Analysis dynamic characteristics 100 - 2 présente les valeurs $\overline{V_{l_{max}}}$, $\overline{t_s}$ et $\overline{t_r}$ obtenues.

Tableau 6.14 – Combinaisons des constantes de temps pour le test de robustesse aléatoire

	τ_a (%)	τ_e (%)	τ_g (%)		τ_a (%)	τ_e (%)	τ_g (%)		τ_a (%)	τ_e (%)	τ_g (%)		τ_a (%)	τ_e (%)	τ_g (%)
1	8,18	-12,30	23,99	26	-0,31	2,79	44,41	51	-1,99	-25,58	-5,13	76	-20,56	-12,50	-6,07
2	17,87	19,41	-5,52	27	42,29	30,30	-46,85	52	35,55	-48,03	-33,94	77	3,83	30,89	40,87
3	30,52	46,24	-37,89	28	-32,09	17,65	16,43	53	-47,39	-15,72	-5,16	78	-17,55	42,89	-5,83
4	7,50	-23,60	34,62	29	-6,93	27,74	44,59	54	21,69	32,42	45,01	79	-11,87	35,73	14,04
5	-17,09	-38,12	-33,40	30	46,62	-46,06	10,55	55	-16,81	23,21	-46,42	80	-23,71	23,19	-45,97
6	-13,92	47,44	-9,43	31	-38,40	48,71	-16,57	56	-8,55	-45,00	46,32	81	-23,02	14,74	38,97
7	43,73	13,11	-34,86	32	14,49	7,26	-39,15	57	-38,40	-38,86	1,19	82	-2,59	-4,32	-26,35
8	24,90	5,85	12,08	33	22,03	30,96	18,61	58	16,26	48,44	-42,49	83	8,53	-11,95	-18,30
9	-43,96	18,25	-11,41	34	20,77	49,00	-22,34	59	-35,81	30,52	-44,02	84	-32,46	47,58	28,08
10	-32,93	-9,05	4,66	35	7,77	24,85	4,82	60	-38,74	-14,06	30,91	85	48,65	32,57	-16,17
11	30,55	-23,39	6,41	36	-26,34	27,94	40,97	61	13,29	-30,15	-45,17	86	-6,71	-20,83	9,32
12	29,32	36,24	6,12	37	-4,47	-45,69	34,09	62	28,58	-6,35	-28,21	87	0,48	36,37	31,63
13	30,52	-28,82	-34,09	38	-33,26	8,48	-43,13	63	20,01	34,53	-1,45	88	14,72	6,75	-37,06
14	-10,81	-30,97	5,25	39	-39,69	6,23	-30,64	64	40,08	24,98	23,36	89	-46,27	23,85	44,68
15	30,05	32,82	43,99	40	10,17	-42,38	8,44	65	-30,24	-47,79	44,99	90	-7,49	-26,57	36,93
16	-16,00	22,87	29,02	41	-39,83	-7,52	47,25	66	-10,69	46,77	31,62	91	-34,89	-45,81	-18,41
17	-17,97	-22,81	48,76	42	-14,50	-32,02	-10,66	67	17,73	20,25	33,65	92	36,76	48,93	24,44
18	-41,38	39,27	-40,13	43	-19,07	-17,82	1,21	68	31,46	0,09	-45,11	93	-7,54	42,85	-35,88
19	13,04	-4,79	43,22	44	-4,10	20,53	-3,73	69	-0,70	-36,42	-6,75	94	17,63	18,57	6,37
20	-40,67	-20,11	40,43	45	41,46	-15,60	22,47	70	46,26	-18,65	42,28	95	27,37	26,28	37,52
21	33,40	-4,95	-4,58	46	21,52	1,93	-38,34	71	-13,94	-38,97	30,89	96	-42,56	32,20	-20,67
22	-29,42	-17,87	-3,91	47	-6,66	38,94	21,60	72	-31,40	38,36	-30,18	97	-34,88	-1,00	12,21
23	15,96	7,72	-48,36	48	-5,98	29,18	-20,89	73	-6,08	12,65	-44,23	98	49,49	-37,23	30,06
24	47,65	-45,28	15,15	49	-41,06	-20,31	31,16	74	-32,84	36,73	-11,62	99	43,20	23,54	26,14
25	-42,62	-16,83	-10,72	50	23,39	17,34	-21,16	75	38,18	-18,76	13,44	100	40,61	17,94	37,27

Tableau 6.15 – Caractéristiques dynamiques obtenues avec 100 ensembles de variations de paramètres du SRTA

Valeur	Scénario				
	A	B	C	D	E
$\overline{V_{l_{max}}}$	1.0443	1.0397	1.0275	1.0317	1.0346
$\overline{t_s}$	1.4493	1.7301	3.1387	2.3447	1.5503
$\overline{t_r}$	0.3124	0.4032	1.0330	0.3638	0.3501

Cette analyse de robustesse confirme non seulement que le scénario A est robuste, mais qu'il permet également d'obtenir globalement de meilleures

Tableau 6.16 – Combinaisons des constantes de temps pour le test de robustesse aléatoire - faibles incertitudes

	τ_a (%)	τ_r (%)	τ_g (%)	τ_a (%)	τ_r (%)	τ_g (%)	τ_a (%)	τ_r (%)	τ_g (%)	τ_a (%)	τ_r (%)	τ_g (%)			
1	-2,45	14,12	-16,58	26	18,37	-14,72	-9,53	51	-16,97	17,18	-12,68	76	13,03	-12,21	-1,85
2	-4,74	4,88	-9,50	27	1,89	17,68	-6,59	52	-17,84	11,03	-10,40	77	1,53	-10,96	-2,70
3	10,62	-5,96	12,04	28	-14,46	18,25	7,19	53	1,23	-0,53	15,46	78	19,85	-13,17	13,01
4	11,81	0,53	-18,83	29	-14,03	3,01	-14,54	54	11,17	-2,57	-18,85	79	-16,87	-10,89	-16,66
5	-12,53	-3,93	17,15	30	-9,70	-17,61	8,85	55	17,36	-2,13	-0,40	80	-2,29	-2,57	-14,67
6	-0,41	-16,96	9,21	31	13,63	-10,61	-15,73	56	-14,80	-7,75	-13,28	81	-15,73	-7,56	-13,06
7	-2,18	-10,40	-0,46	32	-9,83	-5,87	6,15	57	2,75	0,34	19,15	82	18,48	16,94	-4,36
8	5,85	-15,07	3,14	33	12,57	12,85	-0,23	58	-1,22	0,43	8,51	83	-19,81	-2,79	13,26
9	8,37	-12,64	-10,51	34	-10,26	-19,38	11,16	59	-19,52	12,71	0,02	84	11,00	-12,61	12,13
10	10,19	-10,40	-1,65	35	17,17	-18,28	8,60	60	-6,52	11,79	-1,16	85	12,69	16,20	-17,58
11	-8,96	-3,31	18,52	36	-6,00	-13,24	16,15	61	-13,51	5,77	-17,62	86	14,75	19,19	-4,03
12	7,19	-18,01	1,87	37	-12,14	5,96	15,64	62	11,77	-4,86	7,28	87	-16,62	-2,45	1,08
13	6,20	16,11	0,85	38	-9,96	9,27	-6,63	63	-7,55	12,46	-18,30	88	-4,01	-15,56	-3,33
14	-13,50	17,79	-10,74	39	4,64	5,91	7,95	64	1,14	1,31	-17,14	89	-9,61	-9,68	6,27
15	-15,24	-0,37	-0,44	40	-1,07	-1,96	-12,09	65	-13,37	-5,97	0,87	90	12,00	-3,65	5,12
16	-0,07	-0,43	4,96	41	-5,93	1,88	-18,78	66	4,08	17,56	-16,13	91	-2,74	3,80	-8,32
17	18,39	-6,49	7,17	42	13,23	-8,15	9,76	67	-9,48	15,04	12,73	92	16,43	-9,51	-2,73
18	-6,38	16,00	-4,18	43	3,41	9,79	0,00	68	6,16	2,01	12,70	93	-12,73	4,11	-19,38
19	3,41	-5,23	-5,30	44	1,99	-12,44	-0,80	69	7,57	4,90	8,90	94	-9,45	8,45	19,36
20	-11,05	-15,55	19,52	45	16,69	7,47	16,19	70	9,93	3,48	-14,01	95	-14,18	-11,13	-13,31
21	10,05	11,21	-18,49	46	-8,57	-12,66	4,39	71	-1,98	-11,69	6,38	96	-14,56	-15,30	-15,75
22	-9,80	-4,41	15,41	47	10,29	-5,26	4,71	72	-16,65	-7,95	0,74	97	14,77	-8,13	-5,10
23	0,24	-10,33	16,53	48	10,15	5,02	14,38	73	-10,84	-1,16	18,92	98	3,19	-7,25	-12,08
24	7,96	-3,84	11,85	49	-4,78	11,21	12,22	74	16,53	-10,78	5,96	99	1,99	-3,03	-0,41
25	15,64	-16,14	-16,05	50	2,71	-16,75	3,07	75	-13,90	13,77	12,01	100	-14,20	0,31	-6,42

Tableau 6.17 – Caractéristiques dynamiques obtenues avec 100 ensembles de variations de paramètres du SRTA - faibles incertitudes

Valeur \ Scénario	A	B	C	D	E
$\overline{V}_{f_{max}}$	1.0205	1.0193	1.0203	1.0200	1.0099
\overline{t}_s	0.8736	1.2333	2.7702	2.0478	0.9160
\overline{t}_r	0.2905	0.3798	1.0145	0.2969	0.3211

réponses dynamiques, et ce même après des modifications aléatoires et simultanées des paramètres du SRTA.

6.5.2.4 Gestion des perturbations

Une autre propriété importante en contrôle est la gestion de perturbations. Ainsi, une perturbation constante a été ajoutée au signal de commande. La Figure 6.14 présente les réponses obtenues. Le scénario D présente le dépassement le plus bas suivi de A et E. Cependant, les scénarios A et E ont un sous-dépassement très similaires et semblent récupérer de la perturbation plus rapidement que D. Pour chiffrer la comparaison, l'IAE est calculée sur 10 secondes après la perturbation. Les valeurs sont présentées au Tableau 6.18. Selon la valeur IAE, le scénario A gère mieux la perturbation que les autres scénarios. Pour tirer des conclusions plus probantes concernant la gestion de

perturbation, tel que défini dans [97], des perturbations à la charge de $\pm 10\%$ de l'entrée ont été introduites dans le SRTA. Les réponses sont présentées à la Figure 6.15. Les valeurs IAE calculées sur 2 secondes après chaque perturbation sont présentées au Tableau 6.18. Finalement, du bruit dans la tension aux bornes du SRTA a été inséré tel que [98]. Les réponses du SRTA sont présentées à la Figure 6.16 et les valeurs IAE calculées sur 10 secondes dans le Tableau 6.18. Pour tous les types de perturbations, la scénario A a les plus faibles valeurs IAE.

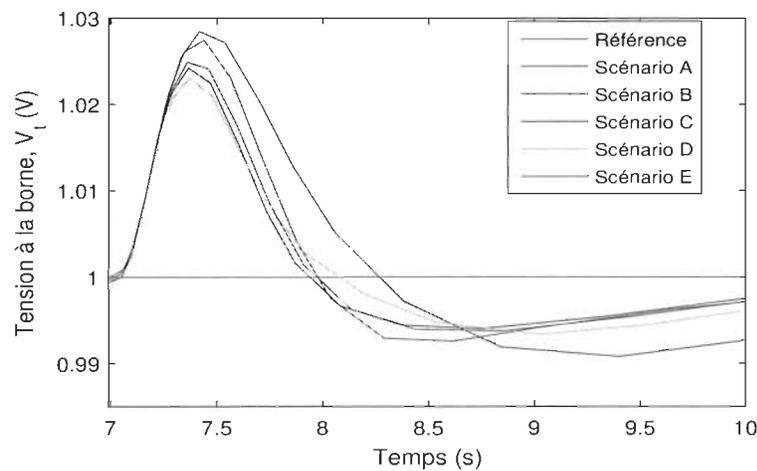


FIGURE 6.14 – Réponse du SRTA à la perturbation.

Tableau 6.18 – Valeurs IAE durant la gestion de perturbation des scénarios A à E

	Scénario				
Valeurs IAE	A	B	C	D	E
Perturbation - signal de contrôle	0.0229	0.0284	0.0382	0.0242	0.0247
Perturbation - charge (+10%)	0.0243	0.0268	0.0708	0.0385	0.0265
Perturbation - charge (-10%)	0.0228	0.0288	0.0431	0.0284	0.0242
Bruit dans le tension à la borne	0.2921	0.3610	0.5172	0.3389	0.3096

6.6 Conclusion

Ce chapitre présente l'application de ACO-NM proposé à l'ajustement de contrôleurs pour le SRTA original. Les performances de l'algorithme ont été

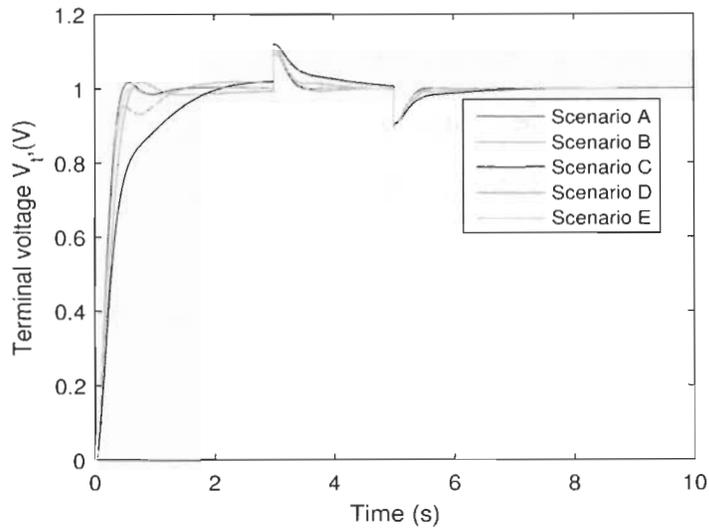


FIGURE 6.15 – Réponses du SRTA avec des perturbations de charge pour les scénarios A à E.

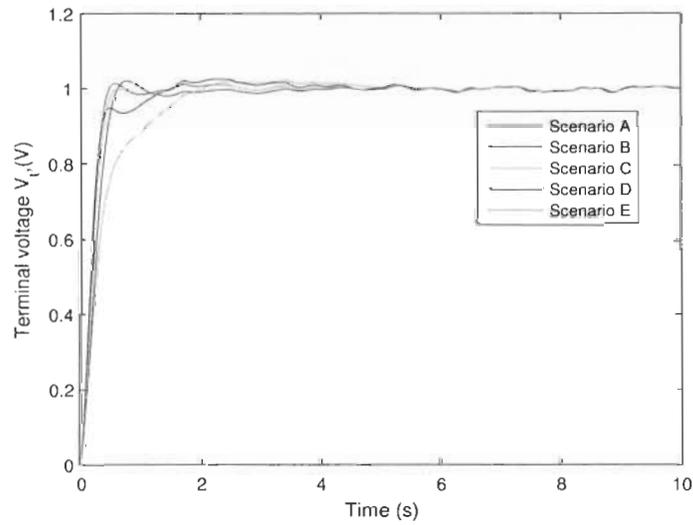


FIGURE 6.16 – Réponses du SRTA avec bruit dans la tension aux bornes pour les scénarios A à E.

confirmées par :

1. l'obtention de solutions PIDs meilleures ou équivalentes selon la réponse transitoire globale comparativement aux autres propositions

- publiées ;
2. une efficacité de calculs plus élevée ;
 3. l'obtention de solutions robustes ; et,
 4. une validation expérimentale de la performance et de la robustesse des ACO-NM-2DOF-PID_fs.

L'ACO-NM proposé est prometteur car contrairement à de nombreux autres algorithmes utilisés dans ce domaine, il a été démontré qu'il gère efficacement les contraintes ainsi que les exigences du système et ce, même dans un contexte pratique. Par conséquent, l'ACO-NM comporte les éléments nécessaires à la fois pour être appliqué à d'autres structures de contrôle complexes et pour prendre en compte un plus grand nombre d'exigences. De plus, dans ce chapitre, il a été démontré que la considération de l'interdépendance des paramètres à optimiser par l'entremise de la procédure de contrainte NM est efficace. En effet, le nombre d'évaluations de la fonction de coût est amélioré, ce qui s'avérerait bénéfique pour l'optimisation en temps réel.

De plus, la structure d'optimisation proposée, qui inclut la robustesse et la stabilisation, durant l'optimisation est également prometteuse. Les résultats obtenus ont été évalués par quatre analyses : *i)* stabilité, *ii)* caractéristiques de la réponse dynamique, *iii)* *évaluation de la robustesse* et *iv)* gestion des perturbations. Ces analyses confirment que l'inclusion proposée de critères de robustesse et de stabilité permet à ACO-NM d'obtenir un meilleur compromis entre les performances dynamiques et la robustesse que ceux obtenus avec des critères de performance déjà publiés et ceux obtenus avec la commande *systeme* ainsi qu'avec l'algorithme de réglage de PIDs de MathWorks[®].

ACO-NM et la structure d'optimisation proposée pour considérer la robustesse ne sont pas seulement intéressants pour le SRTA, mais ils ouvrent la voie à des structures de contrôleurs plus complexes où il est difficile de considérer

simultanément la robustesse et les performances dynamiques. Dans le prochain chapitre, ACO-NM sera appliqué à un système d'une complexité plus importante, soit le système du pendule inversé.

Chapitre 7

Systeme du pendule inversé

Ce chapitre propose une approche holistique d'optimisation pour le système du pendule inversé. Comme nouveauté, les paramètres des structures de commande pour le basculement et la stabilisation du pendule sont optimisés simultanément par ACO-NM afin de minimiser le temps de basculement, atteindre de grande performance de stabilisation tout en considérant les contraintes du système. De plus, le paramètre du contrôleur de commutation, qui active soit le contrôleur de basculement ou de stabilisation, est également optimisé. L'optimisation simultanée résout le défi de considérer la vitesse du pendule lorsque le contrôleur de stabilisation est activé. Des simulations sur un modèle non linéaire et des résultats expérimentaux démontrent que l'approche holistique proposée est efficace pour l'ajustement de quatre structures de commande ainsi que pour quatre ensembles de paramètres de pendule inversé. La méthode proposée vient remplacer la méthode d'ajustement par essai-erreur et/ou l'ajustement séquentiel, c'est-à-dire, ajustement du contrôleur pour la basculement suivi par l'ajustement pour le contrôleur de stabilisation. L'approche proposée atteint de meilleures performances de stabilisation que d'autres solutions publiées pour les mêmes structures de

commande. Particulièrement, l'approche holistique répond aux besoins de méthodes d'ajustement pour la structure de commande à puits de potentiel, pour le paramètre du contrôleur de commutation ainsi que pour la technique linéaire quadratique (CLQ). L'approche holistique s'est également révélée être un outil efficace pour optimiser entièrement la matrice de pondération Q utilisée dans la technique CLQ. L'analyse de la réponse du système démontre que l'utilisation de la matrice complète Q fournit une meilleure performance expérimentale en stabilisation que seulement l'utilisation de ses termes diagonaux. Finalement, la stabilité des solutions proposées a également été validée.

7.1 Introduction

Le développement de nouvelles techniques de contrôle est important pour permettre la création de nouveaux systèmes intelligents. Plusieurs stratégies et méthodes de contrôle ont été proposées pour des systèmes entièrement actionnés [99]. Cependant, ces techniques ne peuvent pas être appliquées aux systèmes sous-actionnés. Différentes raisons motivent l'utilisation de systèmes sous-actionnés. Par exemple, les actionneurs sont parfois évités dans la conception du système dus à leur coût et/ou masse. Le système peut devenir sous-actionné en raison d'une défaillance d'un actionneur. De même, les mécanismes de stabilisation, par exemple, dans les navires, les robots, les avions, les applications spatiales et les hélicoptères, conduisent à des systèmes sous-actionnés [99] [100].

Divers algorithmes pour différents systèmes sous-actionnés ont été proposés par de nombreux scientifiques [99]. Par exemple, un contrôle de position basé sur GA a été proposé pour un manipulateur planaire [101] et un contrôle adaptatif génétique a été développé pour un wedge inversé [102]. Cependant, le pendule inversé est l'un des systèmes les plus étudiés

[103] parce que de nombreuses stratégies de commande non linéaires émergent. Ces stratégies sont utilisées dans diverses applications pratiques pour des domaines d'ingénierie en plein développement tels que la robotique, l'aérospatiale et l'aéronautique. Deux phases séparent le contrôle du pendule inversé : *i*) un chariot se déplace horizontalement sur un rail pour basculer le pendule à la verticale supérieure, et *ii*) le pendule est maintenu en position verticale supérieure. La plupart des stratégies de commande utilisent un contrôleur pour le basculement et un pour la stabilisation. C'est un contrôleur de commutation qui active soit le contrôleur de basculement ou de stabilisation.

Plusieurs lois de commande ont été proposées pour balancer le pendule à la verticale, par exemple, le contrôleur PV [104], l'approche bang-bang [105], le backstepping et le mode glissant [106]. Cependant, la méthode basée sur le contrôle de l'énergie [107] se démarque de toutes les techniques publiées sur le sujet. Bien que cette méthode soit efficace, elle ne tient pas compte des limites du rail. Ainsi, une structure de commande, appelée puits de potentiel, est proposée dans [108]. Cette structure pénalise les mouvements du chariot à proximité et au-delà des limites. Toutefois, pour un système spécifique, le pendule n'a pu atteindre la verticale supérieure avec cette stratégie [109]. Par conséquent, un algorithme basé sur la logique floue a été proposé [109] [110]. Indépendamment de la structure utilisée, les paramètres de la structure doivent être ajustés correctement pour obtenir des résultats satisfaisants. Un ajustement inadéquat peut conduire à une mauvaise performance du système, ce qui a été possiblement le cas dans [109]. Alors, pour faciliter la syntonisation de paramètres, une stratégie de basculement comportant deux paramètres ajustables comparativement à cinq [108] a été proposée [111]. Cette méthode est basée sur une nouvelle fonction de Lyapunov. Cependant, la méthode essai-erreur est majoritairement utilisée pour le réglage des paramètres des

contrôleurs pour le basculement [108] - [111]. Cette méthode trouve une solution valide, mais atteint rarement une solution optimale.

Concernant les stratégies de stabilisation du pendule à la verticale, le contrôleur de retour d'état obtenu à partir de la technique CLQ est l'une des stratégies les plus populaires. Cette stratégie se distingue des autres méthodes telles que les contrôleurs PID [112] [113] [114], contrôleurs PID combinés à la méthode CLQ [82] [115] [116] et les contrôleurs fractionnaires [112] [117]. L'efficacité de la stratégie CLQ a été validée sur de nombreux systèmes de pendule inversé [104] [108] [109] [118] [119]. La technique CLQ possède deux matrices de pondération Q et R dont leurs réglages impactent directement les performances de stabilisation. Dans la plupart des publications, les valeurs de la diagonale de Q sont définies par essai-erreur et les valeurs en dehors de la diagonale sont définies à 0 [108] [109] [82] [115] [119] [120]. Ainsi, pour atteindre une meilleure performance que la méthode essai-erreur, des algorithmes d'optimisation ont été proposés pour optimiser la diagonale de Q , par exemple, GA [121], PSO [118] [122] [123] [124] et une méthode itérative [104]. Optimiser uniquement la diagonale de Q simplifie le processus d'optimisation. Par contre, conserver autant de degrés de liberté que possible en optimisant entièrement Q peut être pertinent pour certaines applications. Un nombre limité d'approches pour syntoniser Q en entier ont été proposées [116] [125] [126], mais les solutions obtenues avec ces méthodes n'ont pas été validées expérimentalement.

Qui plus est, le contrôleur de commutation est un élément critique dans le contrôle du pendule inversé. Habituellement, la décision de commutation pour passer du contrôleur de basculement à celui de stabilisation est basée uniquement sur la valeur de l'angle du pendule par rapport à sa verticale ; sa valeur est déterminé avant l'optimisation des contrôleurs. Lorsque le pendule

est proche de la verticale supérieure, le contrôleur de stabilisation est activé et celui de basculement désactivé [109] [127]. Cependant, si le pendule approche la position verticale trop rapidement, il se pourrait que le contrôleur ne puisse stabiliser le pendule. Pour éviter ce problème, des solutions ont été proposées, par exemple, considérer l'angle et la vitesse du pendule dans la décision de commutation [127] [128], utiliser la différence entre l'énergie réelle et l'énergie désirée comme paramètre de commutation [108] [129] ou définir une stratégie basée sur la structure switch case [130]. Néanmoins, les paramètres de ces stratégies sont définis par essai- erreur. Certaines lois de contrôle universelles [100] ont été proposées pour éviter le défi de déterminer l'angle de commutation. Par contre, ces approches comportent aussi des paramètres à ajuster.

Indépendamment de la structure de commande, des méthodes de syntonisation efficaces sont nécessaires pour les contrôleurs de basculement et de stabilisation ainsi que pour les paramètres du contrôleur de commutation. Pour répondre à ce besoin, le but de ce chapitre est d'automatiser l'ajustement de contrôleurs pour le système du pendule inversé. Spécifiquement, les contributions de ce chapitre sont :

1. Une approche d'optimisation holistique réalisée avec ACO-NM pour l'ajustement de structures de commande pour le pendule inversé est proposée. Optimisation holistique signifie que tous les paramètres des contrôleurs incluant le basculement, la stabilisation et l'angle de commutation sont optimisés simultanément. Contrairement aux travaux déjà publiés, l'angle de commutation est optimisé. L'optimisation concurrente résout le défi de considérer la vitesse du pendule lorsque le contrôleur de stabilisation est activé. Cette approche holistique vient donc remplacer l'ajustement très répandu, essai-erreur et/ou l'ajustement séquentiel, c'est-à-dire, ajuster le contrôleur de basculement et par

la suite, celui de stabilisation. Contrairement à la majorité des travaux sur le sujet, les solutions optimisées sont validées expérimentalement pour quatre structures de commande [107] [108] [119] ainsi que pour quatre ensembles de paramètres de pendule inversé.

2. L'approche holistique est la première méthode d'optimisation proposée pour le contrôleur de basculement à puits de potentiel.
3. De nouvelles fonctions objectives sont conçues pour considérer les contraintes du système telles que la longueur du rail, minimiser le temps de basculement et atteindre une grande performance de stabilisation.
4. Les performances de stabilisation avec Q dans la méthode CQL sont évaluées et comparées expérimentalement avec celles obtenues avec la diagonale de Q et ce, contrairement à la majorité des travaux sur le sujet.

Une contrainte de position a été ajoutée au système lors de la stabilisation. Le chariot doit retourner à sa position de départ, c'est-à-dire la position à laquelle la séquence de commande a démarré. De plus, les propriétés de robustesse et de stabilité des solutions proposées ont été testées expérimentalement.

Le reste du chapitre est organisé comme suit. La §7.2 détaille le système du pendule inversé et ses structures de commande. La §7.3 présente les résultats de simulation et d'expérimentation. La §7.4 résume les principales contributions de ACO-NM appliqué au pendule inversé et présente les travaux futurs.

7.2 Le système du pendule inversé et ses structures de commande

La Figure 7.1 présente le système de pendule inversé utilisé dans ce travail ; IP02 Linear Inverted Pendulum, Quanser Inc.. Il s'agit d'un pendule relié à un chariot par l'intermédiaire d'une tige. Le pendule n'est pas actionné. Les mouvements pendulaires sont donc contrôlés par les translations horizontales du chariot, qui est alimenté par un moteur à courant continu. L'angle du pendule par rapport à sa verticale inférieure α est positif lorsque le pendule pivote dans le sens anti-horaire (AH). La position du chariot x_c est positive lorsqu'il se déplace vers la droite à partir de sa position initiale.

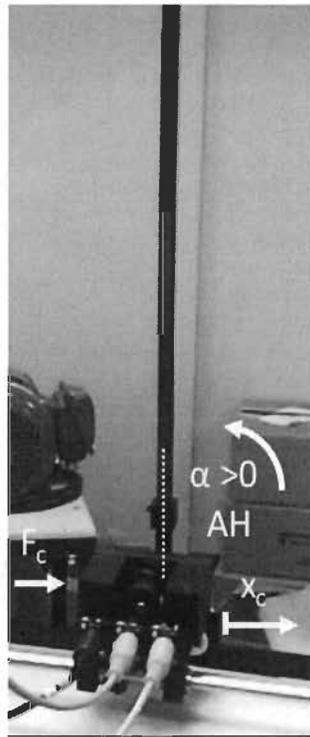


FIGURE 7.1 – Montage expérimental du pendule inversé.

Les constantes du système et ses variables sont présentées dans le Tableau 7.1.

Tableau 7.1 – Paramètres et variables du pendule inversé

x_c	Position du chariot	m
\dot{x}_c	Vitesse du chariot	m/s
\ddot{x}_c	Accélération du chariot	m/s^2
F_c	Force linéaire appliquée au chariot généré par le servomoteur	N
V_m	Tension du servomoteur, entrée de commande	V
α	Angle du pendule	rad
$\dot{\alpha}$	Vitesse angulaire du pendule	rad/s
$\ddot{\alpha}$	Accélération angulaire du pendule	rad/s^2
g	Constante de gravité	$9.81 m/s^2$
l_{P_l}	Distance entre le pivot et le centre de gravité du long pendule P_l	$0.3302 m$
l_{P_m}	Distance entre le pivot et le centre de gravité du moyen pendule P_m	$0.1778 m$
r_{mP}	Rayon de pignon du moteur	$6.35 \times 10^{-3} m$
$\dot{x}_{c_{lim}}$	Vitesse limite du chariot	$\pm 4 m/s$
B_{eqM_c}	Coefficient d'amortissement visqueux équivalent vu sur le pignon du moteur	$0.7485 Ns/m$
B_{eqM_w}	Coefficient d'amortissement visqueux équivalent vu sur le pignon du moteur avec M_w	$0.94 Ns/m$
B_p	Coefficient d'amortissement visqueux vu sur l'axe du pendule	$0.0024 Ns/rad$
J_{eqM_c}	Inertie du chariot	$06731 kg$
J_{eqM_w}	Inertie du chariot avec M_w	$1.0431 kg$
J_{P_l}	Moment d'inertie de P_l en son centre	$0.0079 kgm^2$
J_{P_m}	Moment d'inertie de P_m en son centre	$0.0012 kgm^2$
K_g	Rapport d'engrenage	3.71
K_m	Constante de force contre-électromotrice du moteur	$7.68 \times 10^{-3} Vs/rad$
K_t	Constante de couple du courant du moteur	$7.68 \times 10^{-3} Nm/A$
L_{P_l}	Longueur totale de P_l	$0.6413 m$
L_{P_m}	Longueur totale de P_m	$0.3365 m$
L_l	Longueur du rail	$0.8 m$
M_c	Masse du chariot avec 3 câbles connectés	$0.54 kg$
M_w	Masse additionnelle déposée sur le chariot	$0.37 kg$
M_{P_l}	Masse de P_l	$0.2300 kg$
M_{P_m}	Masse de P_m	$0.1270 kg$
R_m	Résistance d'induit du moteur	2.6Ω
$V_{m_{max}}$	Saturation de la tension V_m	$\pm 5 V$
η_g	Efficacité de la boîte de vitesses	1.0
η_m	Efficacité du moteur	0.95

Dans les équations, en fonction de la longueur du pendule, L_P réfère soit à L_{P_m} ou L_{P_l} , l_P à soit l_{P_m} or l_{P_l} , J_P soit à J_{P_m} ou J_{P_l} , M_p soit à M_{P_m} ou M_{P_l} , J_{eq} soit à J_{eqM_c} ou J_{eqM_w} et, B_{eq} soit à B_{eqM_c} ou B_{eqM_w} .

Le système du pendule inversé peut être représenté par ces deux équations non linéaires de mouvement [131] :

$$(J_{eq} + M_p)\ddot{x}_c + M_p l_p \cos(\alpha)\ddot{\alpha} - M_p l_p \sin(\alpha)\dot{\alpha}^2 = F_c - B_{eq}\dot{x}_c \quad (7.1)$$

$$M_p l_p \cos(\alpha)\ddot{x}_c + (J_p + M_p l_p^2)\ddot{\alpha} + M_p l_p g \sin(\alpha) = -B_p \dot{\alpha} \quad (7.2)$$

Les valeurs de F_c , J_p et J_{eq} sont calculées comme suit :

$$F_c = \left(\frac{\eta_g K_g K_t}{R_m r_{mp}} \right) \left(\frac{-K_g K_m \dot{x}_c}{r_{mp}} + \eta_m V_m \right) \quad (7.3)$$

$$J_p = \frac{M_p L_p^2}{12} \quad (7.4)$$

$$J_{eq} = M_c + \frac{\eta_g K_g^2 J_m}{r_{mp}^2} \quad (7.5)$$

Les variables d'état sont définies telles que, $x_1 = x_c$, $x_2 = \alpha$, $x_3 = \dot{x}_c$ et $x_4 = \dot{\alpha}$. Alors le système (7.1)-(7.2) est représenté par :

$$\dot{x}_1 = x_3 \quad (7.6)$$

$$\dot{x}_2 = x_4 \quad (7.7)$$

$$\dot{x}_3 = \frac{(F_c - B_{eq} x_3 + M_p l_p \sin(x_2) x_4^2)(J_p + M_p l_p^2) - (B_p x_4 - M_p l_p g \sin(x_2))(M_p l_p \cos(x_2))}{(J_{eq} + M_p)(J_p + M_p l_p^2) - (M_p l_p \cos(x_2))^2} \quad (7.8)$$

$$\dot{x}_4 = \frac{(J_{eq} + M_p)(-B_p x_4 - M_p l_p g \sin(x_2)) - (M_p l_p \cos(x_2))(F_c - B_{eq} x_3 + M_p l_p \sin(x_2) x_4^2)}{(J_{eq} + M_p)(J_p + M_p l_p^2) - (M_p l_p \cos(x_2))^2} \quad (7.9)$$

7.2.1 Contrôleur de basculement

7.2.1.1 Contrôle basé sur l'énergie

L'équation suivante approxime l'équation de mouvement pour le système de pendule obtenu à partir de (7.2)[107]. Celle-ci néglige la friction et considère l'accélération du chariot comme une entrée de contrôle dans le modèle :

$$(J_p + M_p l_p^2) \ddot{\alpha} + M_p g l_p \sin(\alpha) = -M_p l_p u \cos(\alpha) \quad (7.10)$$

où u est l'accélération du chariot. L'équation suivante fournit la relation approximative entre F_c et u :

$$F_c = J_{eq} u \quad (7.11)$$

Ensuite, la tension de commande requise est obtenue à partir de (7.3). L'énergie potentielle E_p et l'énergie cinétique E_k du pendule sont définies par :

$$E_p = M_p g l_p (1 - \cos(\alpha)) \quad (7.12)$$

$$E_k = \frac{1}{2} (J_p + M_p l_p^2) \dot{\alpha}^2 \quad (7.13)$$

L'énergie totale du pendule est : $E_t = E_p + E_k$. À partir de (7.12) (7.13) et la dérivée de E_t afin d'augmenter l'énergie du pendule jusqu'à ce qu'il atteigne la position verticale supérieure, le contrôleur suivant basé sur l'énergie est obtenu :

$$u = sat_{umax}(\mu(E_t - E_{ref})\text{sign}(\dot{\alpha} \cos(\alpha))) \quad (7.14)$$

où μ est un gain de contrôle ajustable et sat_{umax} est une fonction pour saturer le signal de commande. E_{ref} fait référence à la valeur maximale de E_p . La stabilité de (7.14) a été démontré [107]. Le contrôleur basé sur l'énergie commence quand $\alpha \neq 0$, parce que si $\dot{\alpha} = 0$, $u = 0$.

7.2.1.2 Contrôleur à puits de potentiel

Ce contrôleur [108] prend en compte la longueur du rail du chariot. Des forces de répulsion sont activées lorsque le chariot se rapproche des limites.

La loi de contrôle est donnée par [109] :

$$\begin{aligned}
u = & -k_{su} \text{sign}(\dot{\alpha} \cos(\alpha)) \\
& + k_{cw} \text{sign}(x_c) \log \left(\frac{1 - |x_c|}{\frac{L_p}{2}} \right) \\
& + k_{vw} \text{sign}(\dot{x}_c) \log \left(1 - \left| \frac{\dot{x}_c}{x_{c_{max}}} \right| \right) \\
& + k_{em} (\exp|E_t - \eta_{mw} E_{ref}| - 1) \text{sign}(E_t - E_{ref}) \text{sign}(\dot{\alpha} \cos(\alpha))
\end{aligned} \tag{7.15}$$

où k_{su} , k_{cw} , k_{vw} , k_{em} et η_{mw} sont des gains à ajuster. Le $sat_{u_{max}}$ est également utilisé dans cette structure pour limiter le signal de commande.

7.2.2 Contrôleur de stabilisation

Pour développer le contrôleur de stabilisation, un modèle linéarisé à la position verticale supérieure est défini comme suit :

$$\dot{x}_p = Ax_p + BV_m \tag{7.16}$$

$x_p = [x_c, \alpha - \pi, \dot{x}_c, \dot{\alpha}]$ se réfère aux variations par rapport au point d'équilibre du pendule à la verticale supérieure, $x = [0, \pi, 0, 0]$.

A et B à $x = [0, \pi, 0, 0]$ sont obtenus à partir de (7.3) et (7.6)-(7.9) tout en considérant la dynamique de l'actionneur :

$$A = \frac{1}{J_T} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & M_p^2 l_p^2 g & -(J_p + M_p l_p^2)(B_{eq} - \frac{T_F K_g K_m}{\tau_{mp}}) & -M_p l_p B_p \\ 0 & (J_{eq} + M_p) M_p l_p g & -M_p l_p (B_{eq} - \frac{T_F K_g K_m}{\tau_{mp}}) & -(J_{eq} + M_p) B_p \end{bmatrix} \tag{7.17}$$

$$B = \frac{1}{J_T} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (J_p + M_p l_p^2) T_F \\ (M_p l_p) T_F \end{bmatrix} \tag{7.18}$$

où

$$J_T = (J_{eq} + M_p) J_p + J_{eq} M_p l_p^2 \tag{7.19}$$

$$T_F = \frac{\eta_g K_g \eta_m K_t R_m}{r_{mp}} \quad (7.20)$$

Le contrôleur de stabilisation est obtenu avec la méthode CQL. La solution optimale en fonction de Q and R est calculée selon le principe du minimum de Pontryagin, qui emploie la notion de Hamiltonien. Cette méthode calcule le vecteur de gain optimal k pour la loi de contrôle de retour d'état :

$$V_m = -kx_p \quad (7.21)$$

où la fonction suivante est minimisée :

$$J_{CQL} = \int_0^{\infty} (x_p^T Q x_p + V_m^T R V_m) dt \quad (7.22)$$

assujettie à la dynamique d'état linéarisée (7.16).

Pour le système à l'étude, Q et R sont :

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 & q_5 & q_6 & q_8 \\ q_5 & q_2 & q_7 & q_9 \\ q_6 & q_7 & q_3 & q_{10} \\ q_8 & q_9 & q_{10} & q_4 \end{bmatrix}, R = [r_1] \quad (7.23)$$

où q_1 to q_{10} sont des gains ajustables et r_1 est fixé.

Ce travail considère l'optimisation de quatre structures de commande. La structure de commande A est l'une des plus populaires. Elle combine le contrôleur de basculement basé sur l'énergie [107] avec le contrôleur de retour d'état de CQL [119] où seules les valeurs de la diagonale Q sont optimisées ; les termes hors diagonale sont mis à 0. Le vecteur des paramètres de la structure de commande est donc $x_A = [\mu, sat_{umax}, \epsilon, q_1, q_2, q_3, q_4]$. Pour le contrôleur de commutation, la variable ϵ prend la valeur de l'angle du pendule par rapport à sa verticale supérieure. La structure de commande B utilise la même combinaison de contrôleurs que la structure

A, mais tous les termes de la matrice Q sont optimisés. Alors, $x_B = [\mu, sat_{umax}, \epsilon, q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6, q_7, q_8, q_9, q_{10}]$.

La structure de commande C combine le contrôleur à puits de potentiel [108] avec le contrôleur de retour d'état CQL [119].

Donc, $x_C = [k_{cw}, k_{vw}, k_{em}, eta_{mw}, k_{su}, sat_{umax}, \epsilon, q_1, q_2, q_3, q_4]$. La structure D utilise la même combinaison de contrôleurs que la structure C, mais la matrice Q est entièrement optimisée ;

$x_D = [k_{cw}, k_{vw}, k_{em}, eta_{mw}, k_{su}, sat_{umax}, \epsilon, q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6, q_7, q_8, q_9, q_{10}]$.

Comparer les résultats obtenus avec les structures A et B, et C et D permettra d'évaluer les avantages d'optimiser entièrement Q versus seulement ses termes diagonaux. De plus, la structure de commande A sera optimisée pour quatre ensembles de paramètres du pendule, c'est-à-dire pour le pendule avec la moyenne et la longue tige, P_m et P_l , ainsi qu'avec et sans la masse additionnelle M_w sur le chariot.

7.3 Optimisation holistique

L'approche holistique optimise globalement et simultanément les structures de commande avec ACO-NM à travers un critère de performance. Le premier critère $J_1(x)$ est utilisé pour la structure de commande A pour quatre ensembles de paramètres de pendule inversé. Ce critère est conçu pour considérer la longueur du rail du chariot et minimiser le temps de basculement. Le deuxième critère $J_2(x)$ est utilisé pour l'optimisation des structures de commande A à D. Ce critère possède les mêmes objectifs de conception que $J_1(x)$, mais en plus il pénalise davantage tout mouvement du système lors de la stabilisation, ce qui est nécessaire puisque ce critère est utilisé pour optimiser complètement Q .

$$J_1(x) = \int_t^{t_{switch}} t dt + \sigma_{11} \int_0^{t_s} |\alpha - \alpha_{ref}| dt + \sigma_{12} \int_{t_{switch}}^{t_s} |x_c| dt + \sigma_{13} \int_0^{t_s} \Delta x_c dt \quad (7.24)$$

$$J_2(x) = \int_t^{T_{switch}} t dt + \sigma_{21} \int_{T_{switch}}^{t_s} (t - T_{switch})(|\alpha - \alpha_{ref}| + |\dot{x}_c|) dt + \sigma_{22} \int_0^{t_s} \Delta x_c dt \quad (7.25)$$

où

$$\Delta x_c = \begin{cases} |x_c| - x_{clim} & \text{si } |x_c| > x_{clim} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (7.26)$$

où x est le vecteur de paramètres de la structure de commande à ajuster ; σ_{12} , σ_{13} , σ_{21} et σ_{22} sont des pondérations ; x_{clim} est la limite de sécurité pour la position du chariot sur le rail ; α_{ref} fait référence à la position verticale du pendule ($\pm\pi$ rad) ; t_s est le temps de simulation et, T_{switch} fait référence au temps où la commutation de contrôleur a lieu. Dans (7.24), le premier terme minimise le temps de basculement alors que le deuxième renforce la minimisation du temps de basculement en plus de pénaliser tout mouvement du pendule en mode stabilisation. Le troisième terme pénalise les mouvements du chariot en stabilisation. Le quatrième terme est pour considérer la longueur du rail. Dans (7.25), le premier terme est également pour minimiser le temps de basculement. Le second terme consiste à minimiser les mouvements du chariot et du pendule pendant le mode de stabilisation. Le dernier terme tient compte des restrictions de longueur du rail.

Pour garantir le fonctionnement de la technique CQL, Q doit être une matrice symétrique semi-définie positive, ce qui équivaut à ce que toutes les valeurs propres de Q soient non négatives [132]. Par conséquent, lors du processus d'optimisation, avant d'exécuter la commande CQL dans Matlab ®, les

valeurs propres du Q sont vérifiées. Si Q n'est pas semi-définie positive, la solution est pénalisée pendant le processus d'optimisation.

Contrairement à la majorité des travaux publiés sur la commande du pendule inversé, dans ce travail, la valeur de l'angle du contrôleur de commutation ϵ est optimisée. Son optimisation tient compte de la vitesse du pendule lorsque le contrôle en stabilisation commence. Ainsi, le pendule ne doit pas attendre d'être proche de la position verticale à basse vitesse pour passer en mode stabilisation. Ceci permet donc au pendule d'atteindre la position verticale supérieure plus tôt. Une valeur élevée de l'angle de commutation permet d'éviter le rebondissement entre le mode de basculement et de stabilisation [129]. Cependant, si nécessaire, il est toujours possible de limiter la plage de l'angle de commutation en réduisant son espace de recherche pour l'optimisation.

7.4 Résultats de simulation et expérimentaux

ACO-NM proposé et le modèle mathématique non linéaire du pendule inversé sont implémentés dans Matlab[®] et sur SimulinkTM respectivement. Le modèle non linéaire ne tient pas compte du frottement à sec. Cependant, pour le pendule inversé réel de la Figure 7.1, le frottement sec a été identifié et compensé en temps réel. Le filtre passe-haut suivant calcule la vitesse du chariot à partir de la position du chariot ainsi que la vitesse du pendule par rapport à l'angle du pendule :

$$\frac{w_{cf}^2}{s^2 + 2\zeta w_{cf} + w_{cf}^2} \quad (7.27)$$

où w_{cf} est la fréquence de coupure du filtre et ζ est le rapport d'amortissement du filtre.

Pour initier le mouvement du chariot en simulation et en expérimentation, un signal de 1 V est injecté dans le chariot jusqu'à ce que $\dot{\alpha}$ dépasse 0.1 rad/s. Ensuite, la séquence de contrôle commence. Dans (7.24), $\sigma_{11} = 100$, $\sigma_{12} = 2$ et, $\sigma_{13} = 1,000$ alors que dans (7.25), $\sigma_{21} = \sigma_{22} = 1,000$. r_1 est fixé à 0.02.

Les intervalles de recherche de ACO-NM sont définies :

$$\begin{array}{llllll} \mu = [350 \text{ à } 550] & k_{cw} = [0.5 \text{ à } 10] & k_{vm} = [0.5 \text{ à } 10] & k_{em} = [0.5 \text{ à } 15] & \eta_{mw} = [0.8 \text{ à } 2] & k_{su} = [0.5 \text{ à } 10] \\ \sigma_{11} = [2 \text{ à } 10] & \epsilon = [0.05 \text{ à } 0.4] & q_1 = [10 \text{ à } 1,000] & q_2 = [10 \text{ à } 1,000] & q_3 = [0 \text{ à } 35] & q_4 = [0 \text{ à } 35] \\ q_5 = [-15 \text{ à } 15] & q_6 = [-15 \text{ à } 15] & q_7 = [-15 \text{ à } 15] & q_8 = [-15 \text{ à } 15] & q_9 = [-15 \text{ à } 15] & q_{10} = [-15 \text{ à } 15] \end{array}$$

Les intervalles sont activées en fonction de la structure de commande à optimiser.

7.4.1 Comparaison de ACO-NM avec d'autres algorithmes dans l'approche holistique

Puisque les performances de ACO-NM est déjà été démontrées avec de nombreuses fonctions de test et autres systèmes contrôlés, le but de ce test de performance est de vérifier si ACO-NM est compétitive dans l'approche holistique comparativement à certains algorithmes. Le test de performance ne se veut donc pas exhaustif. Le test de performance est effectué sur la structure A avec l'ensemble de paramètres 4. La paramétrisation de ACO-NM est la suivante : $m = 150$, $\Upsilon = 0.2$, $ds = 20$, $div = 1,000$, $q = 5$, $\kappa = 20,000$, $\alpha = 3,000$, $\Omega = 3,000$ et $\rho = 10e^{-6}$. Les résultats obtenus avec ACO-NM sont comparés à ceux obtenus avec SA [133], ABC [45] et GA [47]. La paramétrisation interne de ces algorithmes a été obtenus après de légères modifications à partir de leur valeurs par défaut : i) pour GA, le nombre d'individus, NIND=150, crossover probability, Pc=0.9 et la Mutation probability, Pm=0.1, ii) pour ABC, la population, nPop=100, le nombre d'abeilles Onlooker, nOnlooker=100, la paramètre limite d'abandon, L=420, et le coefficient d'accélération, a=1, et iii) pour SA, les paramètres par défaut de Matlab sont utilisés et TolFun = $10e^{-6}$

- SA redémarre à partir d'un point aléatoire jusqu'à ce qu'il atteigne son critère d'arrêt. Le critère d'arrêt commun est 20,000 évaluations de la fonction objective. ME et $f - evals$ se réfèrent à une moyenne de dix essais de simulation pour chaque algorithme. Le Tableau 7.2 présente les résultats du test de performance avec le pointage des algorithmes selon la qualité de la solution et des coûts de calculs.

Tableau 7.2 – Comparaison des performances de différents algorithmes sur 10 essais

Algorithme	ME	Qualité	$f - evals$	Coût	Qualité/Coût
ACO-NM	76.66	2	8,915	1	2
SA	90.99	1	11,521	2	0.5
ABC	76.09	3	19,323	4	0.75
GA	75.64	4	19,275	3	1.25

Selon les résultats obtenus, l'algorithme qui obtient le plus faible ME est GA, suivi de relativement très près par ABC et ACO-NM. En fait, une amélioration de 1.35% sur ME est obtenue avec GA comparativement à ACO-NM. Cependant, l'algorithme le plus rapide à converger est ACO-NM. En moyenne, il converge plus de deux fois plus rapidement que GA. De plus, ACO-NM obtient le meilleur pointage qualité/coût comparativement à SA, ABC et GA. Ce test confirme que ACO-NM est performant dans l'approche holistique d'ajustement de contrôleur pour le pendule inversé et souligne sa supériorité en efficacité de calculs. ACO-NM est donc très prometteur pour les applications pour lesquelles le temps d'optimisation est important. Dans la prochaine section, une validation approfondie de l'efficacité de ACO-NM ainsi que de sa généralisabilité sera effectuée avec les structures de commande A, B, C et D.

7.4.2 Simulations et validations expérimentales pour quatre ensembles de paramètres pour la structure A

Le Tableau 7.3 présente les résultats obtenus par l'approche holistique d'optimisation pour quatre ensembles de paramètres du pendule inversé pour la structure de commande A.

Tableau 7.3 – Paramètres de la structure de commande A pour les ensembles de paramètres 1 à 4.

Ensemble de paramètres	Pendule		M_w		Paramètres						
	P_m	P_t	non	oui	μ	sat_{umax}	ϵ	q_1	q_2	q_3	q_4
1	✓		✓		513.29	8.43	0.32	787.24	10.00	0.64	0.15
2	✓			✓	530.77	5.97	0.32	980.80	10.03	1.33	0.65
3		✓	✓		549.79	7.14	0.24	837.43	12.84	0.17	0.07
4		✓		✓	549.99	6.55	0.19	999.81	112.87	0.07	0.10

Les Figures 7.2 - 7.5 présentent les résultats de simulation et expérimentaux pour chaque ensemble de paramètres. Pour les ensembles 1 et 2, le temps de basculement expérimental est plus court qu'en simulation. Le pendule a besoin de quatre balancements pour atteindre sa position verticale comparé à cinq et six en simulation. Pour l'ensemble 3, le temps de basculement expérimental est plus long qu'en simulation alors qu'ils sont les mêmes pour l'ensemble 4. Les approximations de certains paramètres du système expliquent ces différences, par exemple, l'approximation du coefficient d'amortissement visqueux équivalent, du frottement entre le chariot et le rail ainsi que le rapport d'efficacité du moteur qui est modélisé pour être le même quelle que soit la direction du chariot. Pour tous les ensembles de paramètres, les restrictions de longueur du rail sont respectées. De plus, la contrainte sur la position lors de la stabilisation est également respectée. Le chariot reste stable dans sa position de consigne après la fin du basculement. L'approche holistique réalisée avec ACO-NM proposé est donc efficace non seulement pour l'ajustement de paramètres de structure de commande, mais également pour prendre en considération certaines contraintes du système.

De plus, les résultats confirment que l'approche proposée est compatible avec des méthodes de contrôle optimale.

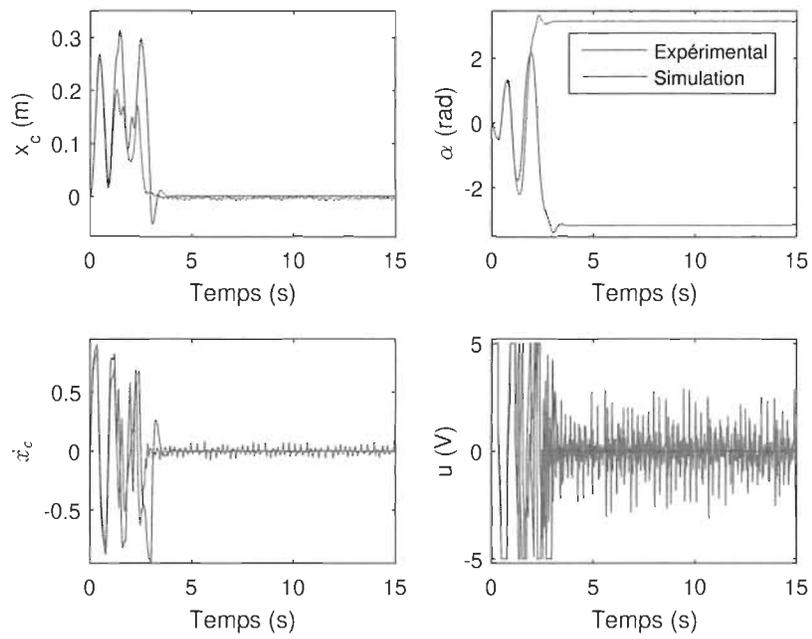


FIGURE 7.2 – Ensemble 1 - résultats de simulation et expérimentaux.

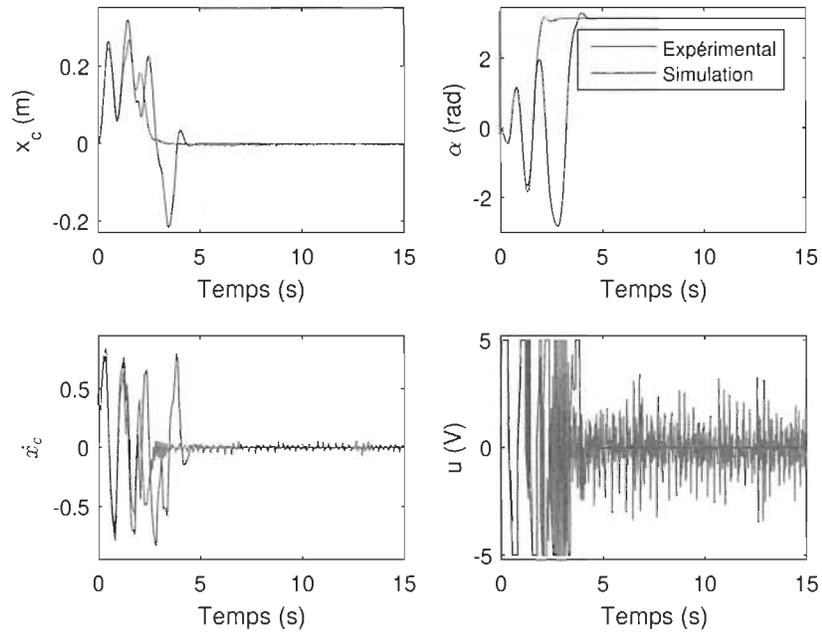


FIGURE 7.3 – Ensemble 2 - résultats de simulation et expérimentaux.

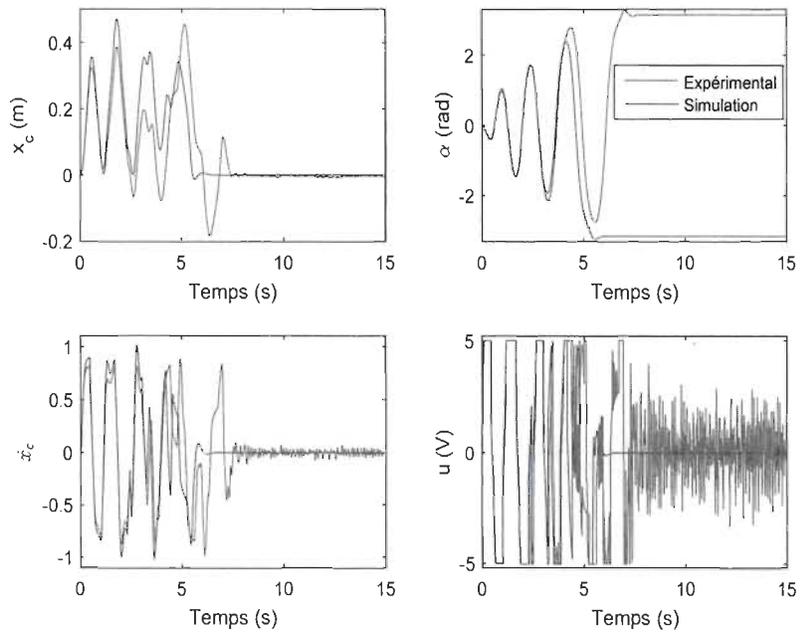


FIGURE 7.4 – Ensemble 3 - résultats de simulation et expérimentaux.

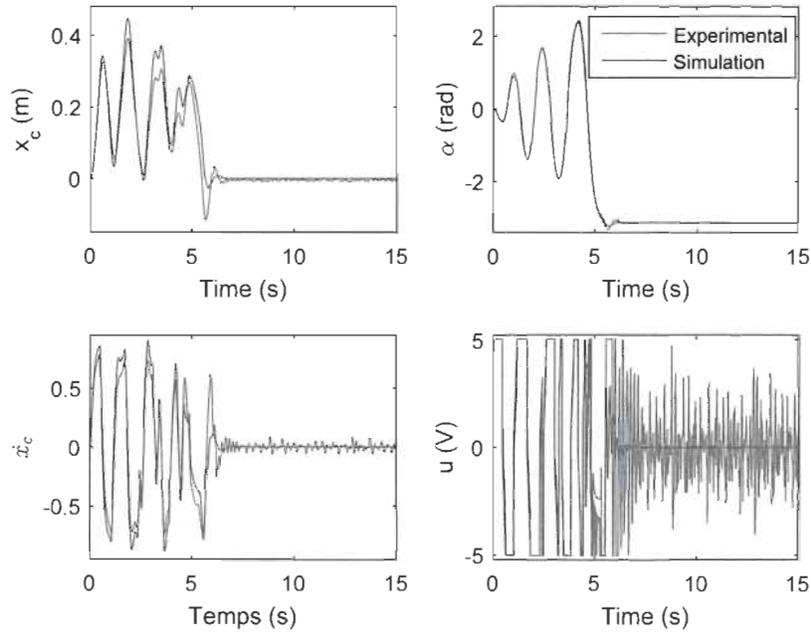


FIGURE 7.5 – Ensemble 4 - résultats de simulation et expérimentaux.

7.4.3 Simulations et validations expérimentales pour les structures de commande A, B, C et D

L'approche holistique est appliquée à l'ajustement des structures de contrôle A,B,C et D. La paramétrisation de ACO-NM est la même qu'avec le test de performance, à l'exception de $\kappa = 900$. κ a été fixé pour que ACO-NM termine rapidement. Puisque la structure B a plus de paramètres à ajuster que A, $m=250$ and $\kappa=3,600$. Pour structures C et D, $m=250$ et $m=350$ respectivement et pour des raisons d'analyse comparative, $\kappa=15,000$. Alors, le but en comparant C et D est de vérifier si une meilleure stabilisation expérimentale est atteinte sans coût computationnel additionnel.

Le Tableau 7.4 présente les ensembles paramètres des structures de commande A, B, C, et D optimisées par l'approche proposée pour l'ensemble de paramètres 4. Dix validations expérimentales ont été effectuées pour chaque

structure de commande. Les meilleurs résultats expérimentaux selon la valeur expérimentale de $J_2(x)_{exp}$ sont présentés aux Figures 7.6 - 7.9. $J_2(x)_{exp}$ est calculées sur 20 secondes pour les structures A et B, et pour 25 secondes pour C et D.

Tableau 7.4 – Controller structure sets tuned by the holistic approach
Optimized solution

		x_A	x_B	x_C	x_D
Swing-up parameters	μ	550	525.0565	-	-
	k_{cw}	-	-	0.7442	0.5081
	k_{vw}	-	-	1.7716	5.1683
	k_{ew}	-	-	6.2615	3.5370
	η_{mw}	-	-	1.1186	1.3992
	k_{su}	-	-	3.6946	7.0860
	sat_{umax}	7.1260	6.5473	5.2497	5.4132
	ϵ	0.3214	0.2123	0.3355	0.3999
Stabilization parameters	q_1	118.5280	1,000	776.4409	85.9298
	q_2	20.6914	482.6488	12.6847	198.0897
	q_3	0.6415	0.0724	0.4605	7.0021
	q_4	0.0724	0.3101	0.4386	3.4667
	q_5	-	1.5004	-	-0.5488
	q_6	-	-0.1500	-	-0.0419
	q_7	-	-0.0323	-	-5.2463
	q_8	-	-0.1500	-	-0.1548
	q_9	-	0.3233	-	-0.0396
	q_{10}	-	-0.0696	-	0.0616
Value	$J(x)_{exp}$	5,198	2,982	4,428	3,425

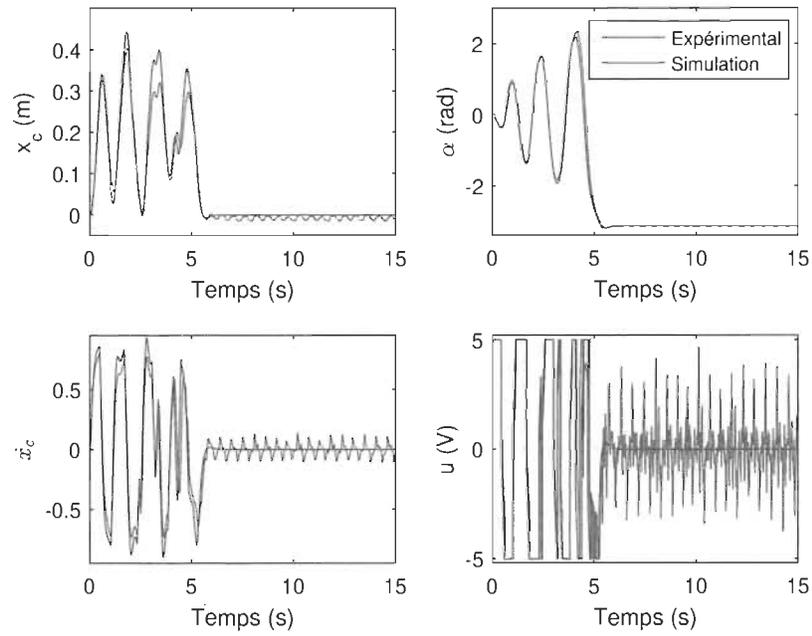


FIGURE 7.6 – Structure A - résultats de simulation et expérimentaux.

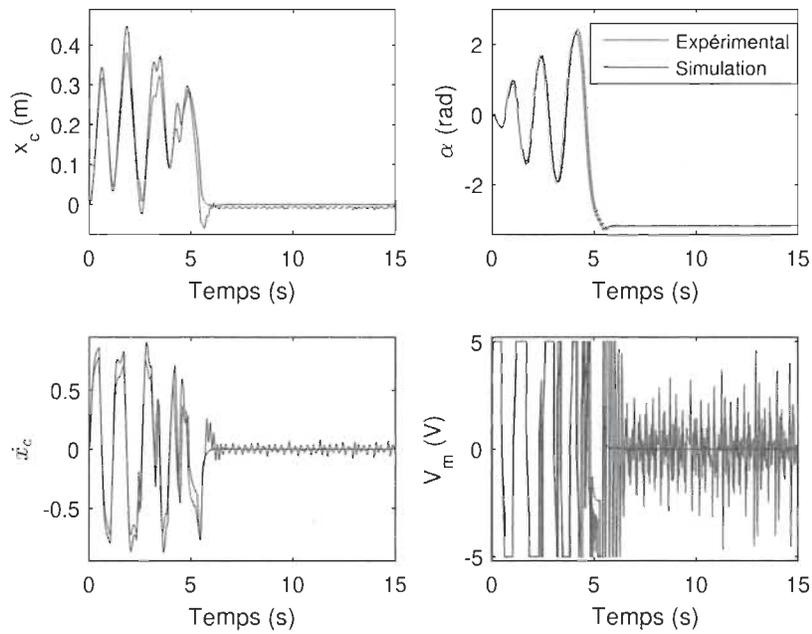


FIGURE 7.7 – Structure B - résultats de simulation et expérimentaux.

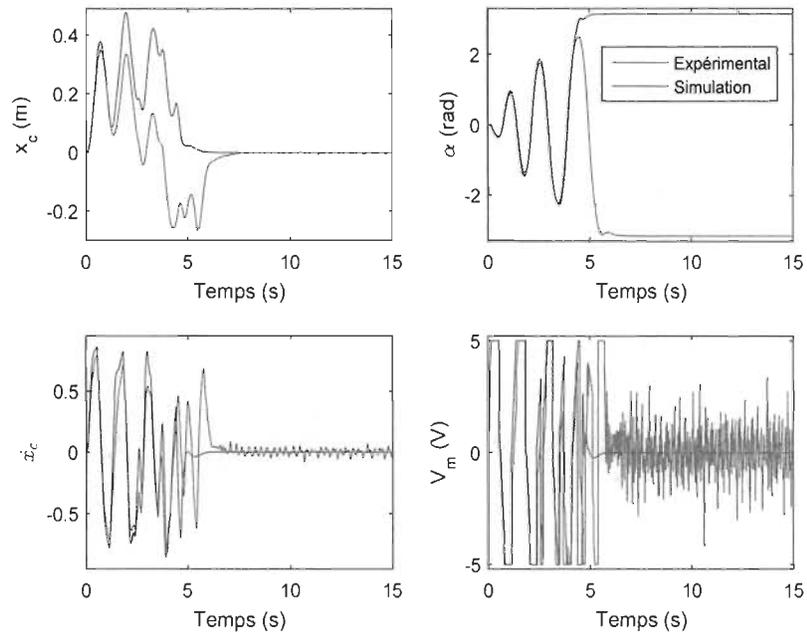


FIGURE 7.8 – Structure C - résultats de simulation et expérimentaux

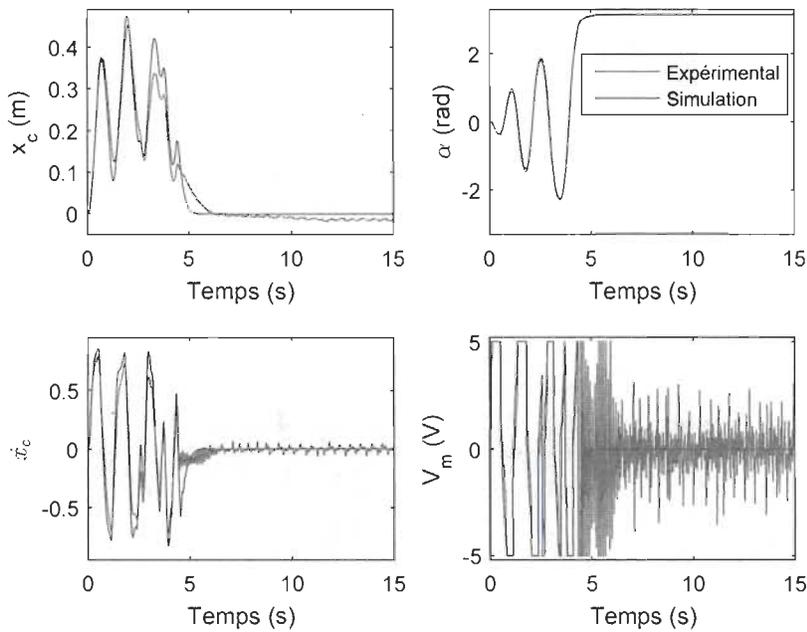


FIGURE 7.9 – Structure D - résultats de simulation et expérimentaux

Pour les structures A et B, les résultats expérimentaux sont très proches des résultats de simulation, en particulier pour la position du pendule. Pour les structures C et D, les résultats sont similaires.

L'approche holistique gère efficacement les restrictions du système ; la limite sur la longueur du rail est respectée. Pendant le mode de stabilisation, le chariot atteint et demeure stable à son point de consigne, c'est-à-dire la position à laquelle la séquence de contrôle de basculement a démarré. Ce comportement de stabilisation n'a pas pu être observé aussi longtemps que dans les résultats expérimentaux de [108] [109] [118] où la technique CQL a également été utilisée. Les résultats confirment que l'approche holistique est efficace pour ajuster la structure de commande à puits de potentiel, pour laquelle aucune méthode d'optimisation n'avait encore été proposée. En outre, l'approche gère l'optimisation complète de Q pour la technique CQL. Qui plus est, habituellement, la valeur de l'angle du contrôleur de commutation est fixée près de la position verticale supérieure, soit autour de ± 0.05 rad. En revanche, comme à la sous-section précédente, l'approche holistique a convergé vers des valeurs significativement plus élevées pour ϵ puisque la vitesse du pendule est prise en compte durant tout le processus d'optimisation. En fait, les valeurs optimisées de l'angle de commutation sont au moins quatre fois supérieures à celles habituellement utilisées, ce qui permet au pendule d'atteindre sa position verticale plus rapidement, évitant ainsi des oscillations supplémentaires.

En comparant les valeur de $J_2(x)_{exp}$, la structure B surpasse la A, signifiant que l'utilisation de Q complète semble permettre d'atteindre de meilleurs résultats. La même conclusion est observée en comparant C avec D. Cependant, une analyse de stabilisation supplémentaire doit être effectuée afin de tirer des conclusions fiables concernant l'impact de l'exploitation complète de Q versus seulement ses termes diagonaux. Le Tableau 7.5 présente les va-

Tableau 7.5 – Analyse des réponses expérimentales

	Structure de commande			
	A	B	C	D
$\overline{T_{switch}}$	5.12	5.22	5.39	4.43
$\overline{\alpha_{switch}}$	0.3214	0.2123	0.3320	0.3981
$\overline{J_2(x)_{CQL_{T_{switch}}}}$	5,487	3,146	4,912	3,847
$\overline{J_2(x)_{CQL}}$	5,399	2,872	4,522	3,656

leurs moyennes des 10 validations expérimentales pour les structure A, B, C et D. $\overline{T_{switch}}$ est la moyenne du temps où la commutation entre le contrôleur de basculement et de stabilisation se produit à la valeur moyenne $\overline{\alpha_{switch}}$. $\overline{J_2(x)_{CQL_{T_{switch}}}}$ est la moyenne expérimentale de la fonction coût calculée sur 15 secondes à partir de T_{switch} pour les structures A et B, et sur 20 secondes pour C et D. Cependant, $\overline{J_2(x)_{CQL_{T_{switch}}}}$ inclus la période de temps que le pendule prend pour atteindre la verticale supérieure une fois que le contrôleur de stabilisation est activé. Puisque $\overline{\alpha_{switch}}$ est différent pour chaque structure, la moyenne expérimentale de la fonction coût, $\overline{J_2(x)_{CQL}}$, est calculé à partir de 7 secondes jusqu'à 20 secondes pour les structures A et B, et de 7 à 25 secondes pour C et D. Ainsi, $\overline{J_2(x)_{CQL}}$ réfère seulement à la période où le pendule est stabilisé verticalement.

D'après les résultats du Tableau 7.5, $\overline{J_2(x)_{CQL_{T_{switch}}}}$ et $\overline{J_2(x)_{CQL}}$ ont des valeurs plus faibles pour les structures B et D comparativement à A et C respectivement. Ainsi, une meilleure stabilisation expérimentale est atteinte en utilisant Q complète comparativement à utiliser seulement sa diagonale.

7.4.4 Analyse de sensibilité et de robustesse

La robustesse et la stabilité ont été testées expérimentalement. Puisque ces caractéristiques ne font pas partie des objectifs de la fonction objective, le but de cette section est de vérifier les effets secondaires de l'ajustement de contrôleurs. La Figure 7.10 montre la position expérimentale du chariot ainsi que l'angle du pendule en réponse à une perturbation ajoutée au signal de

commande. Le Tableau 7.6 présente les caractéristiques de performance sur 5 secondes à partir de la perturbation. $IAE_{\alpha_{CQL}}$ réfère à l'intégrale de l'erreur absolue de l'angle du pendule, $IAE_{\dot{x}_{cCQL}}$ à l'intégrale de l'erreur absolue de la vitesse du chariot et $IAE_{x_{cCQL}}$ à l'intégrale de l'erreur absolue de la position du chariot.

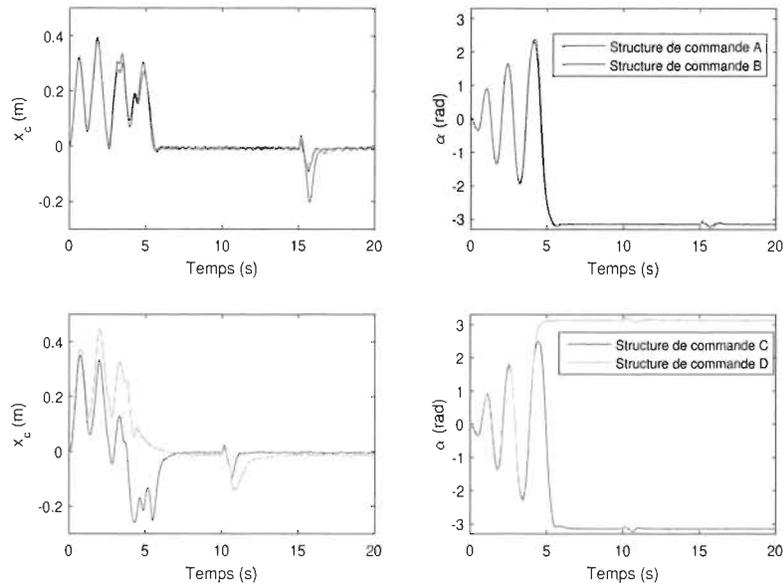


FIGURE 7.10 – Réponses expérimentales de la position du chariot et du pendule avec une perturbation ajoutée au signal de contrôle à 15 secondes.

Tableau 7.6 – Analyse des réponses expérimentales au rejet de perturbation sur cinq secondes à partir de la perturbation

	Structure de commande			
	A	B	C	D
$IAE_{\alpha_{CQL}}$	0.1262	0.0586	0.0605	0.0655
$IAE_{\dot{x}_{cCQL}}$	0.6201	0.2997	0.3084	0.3555
$IAE_{x_{cCQL}}$	0.1503	0.0757	0.0631	0.1917

Comme indiqué dans le Tableau 7.6, la structure B a des valeurs $IAE_{\alpha_{LQR}}$, $IAE_{\dot{x}_{cLQR}}$ et $IAE_{x_{cLQR}}$ plus faibles que A. Par conséquent, pour cette combinaison de contrôleurs, l'utilisation complète de Q atteint de meilleures perfor-

mances de stabilisation qu'avec Q diagonale. L'opposé semble être obtenu en comparant les structures C et D. La Q diagonale atteint des valeurs plus faibles par rapport à Q entièrement optimisée. Cependant, même si $IAE_{x_{cQL}}$, lequel n'était pas un des objectifs de conception, est considérablement plus grand avec la structure de commande D que C ($0,1917 > 0,0631$), $IAE_{\alpha_{cQL}}$ et $IAE_{\dot{x}_{cQL}}$ ne sont que légèrement plus élevés. Par conséquent, l'utilisation complète de Q semble être avantageuse selon les spécifications de conception des structures de commande.

De plus, la robustesse et la stabilité du pendule ont été testées expérimentalement en changeant la position de référence du chariot $x_{c_{ref}}$ à ± 5 cm. Comme indiqué à la Figure 7.11, toutes les structures de commande gèrent les changements de référence. Le Tableau 7.7 présente l'analyse de performance de 15 à 25 secondes.

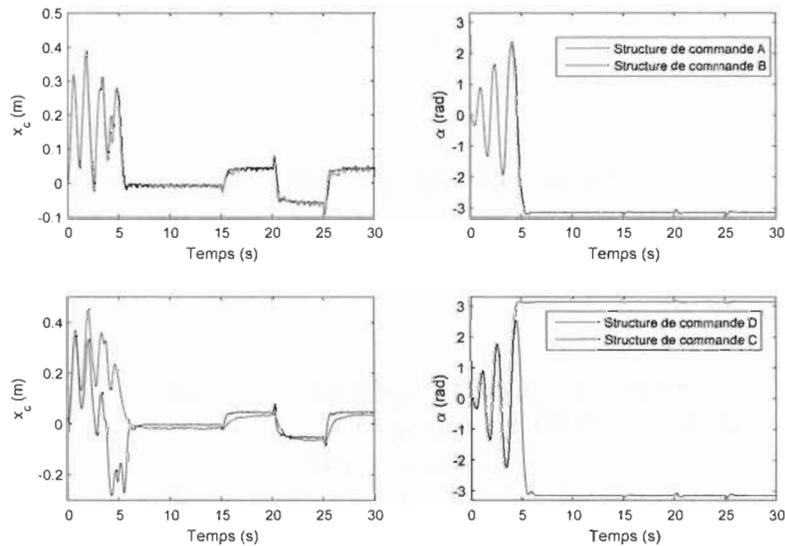


FIGURE 7.11 – Réponses expérimentales aux changements de référence de la position de chariot.

Tableau 7.7 – Analyse des réponses expérimentales aux changements de consigne de 15 à 25 secondes

	Structure de commande			
	A	B	C	D
$IAE_{\alpha_{CQL}}$	0.1037	0.0929	0.0881	0.0593
$IAE_{\dot{x}_{cCQL}}$	0.5211	0.4742	0.4629	0.2892
$IAE_{x_{cCQL}}$	0.1503	0.757	0.0631	0.1917

Selon $IAE_{\alpha_{CQL}}$ et $IAE_{\dot{x}_{cCQL}}$, qui sont les spécifications de conception des contrôleurs, la stabilisation avec Q complètement optimisée atteint une meilleure performance qu'avec Q diagonale.

7.4.5 Orientation future de la recherche

L'approche holistique d'optimisation par ACO-NM est intéressante pour d'autres systèmes non-linéaires, notamment pour les applications utilisant la technique CQL. Par exemple, dans [134], un contrôle optimal est proposé pour un système MIMO à double rotor utilisant la technique CQL. Cependant, seule la diagonale Q est utilisée, et elle est optimisée par essai-erreur. En outre, dans [135], un algorithme adaptatif "prédateur-proie" est proposé pour optimiser la diagonale Q et R dans la technique CQL. Par conséquent, il serait intéressant d'appliquer l'approche holistique à ces systèmes et évaluer si une amélioration est atteinte en utilisant Q optimisée.

7.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté une approche holistique d'optimisation effectuée par ACO-NM pour ajuster des structures de commande du système du pendule inversé. Les objectifs de conception sont la minimisation du temps de basculement et la considération de certaines contraintes du système. Comme nouveauté, les paramètres des contrôleurs de basculement et de stabilisation ainsi

que celui du contrôleur de commutation sont ajustés simultanément. L'optimisation simultanée résout le défi de considérer la vitesse du pendule lorsque le contrôle de stabilisation est activé. Les résultats expérimentaux ont démontré que l'approche proposée est efficace et facilement adaptable pour régler quatre structures de commande ainsi que quatre ensembles de paramètres du pendule inversé. De plus, les résultats d'un test de performance selon la précision de la réponse versus les coûts de calculs ont démontré que ACO-NM est plus performant que GA, SA et ABC. Les résultats expérimentaux montrent que la performance de stabilisation est meilleure que d'autres résultats publiés. Les exigences du système, telles que la limite de longueur du rail, sont respectées. Les contrôleurs optimisés présentent des propriétés de robustesse. De plus, l'approche holistique répond en particulier aux besoins des méthodes d'ajustement pour la structure de commande à puits de potentiel, pour le paramètre du contrôleur de commutation et pour l'optimisation de Q complète de la technique CQL. De plus, il a été démontré expérimentalement que l'exploitation de Q complète permet d'atteindre une meilleure performance en stabilisation que seulement l'utilisation des termes diagonaux de Q . La vitesse du chariot et la position d'équilibre du pendule restent plus proches de leurs références. Non seulement l'approche proposée est intéressante pour le réglage de structures de commande pour le pendule inversé, mais également pour résoudre d'autres problèmes d'optimisation non linéaires. En effet, plusieurs stratégies de contrôle non linéaires pour le pendule inversé sont applicables à d'autres systèmes. Dans les travaux futurs, il serait intéressant d'utiliser l'approche holistique proposée pour l'optimisation d'autres applications où la technique CQL est employée.

Chapitre 8

Conclusion

Un nouvel algorithme d'optimisation ACO-NM a été proposé pour rendre plus accessible la syntonisation de structures de commande pour différents systèmes. L'algorithme proposé combine une version simplifiée de ACO avec la méthode NM incluant une nouvelle procédure pour contraindre NM. À ma connaissance, aucune technique d'optimisation basée sur la combinaison ACO et NM et autres métaheuristiques ne possède simultanément les caractéristiques suivantes :

- un ACO simplifié, c'est-à-dire la solution ACO est basée uniquement sur la matrice de phéromones sans poids. Les avantages sont que ACO simplifié est plus facile à ajuster que son original puisque l'exigence d'équilibre entre les poids de la phéromone et la matrice d'informations heuristiques est supprimée. Ainsi, il y a moins d'opérations mathématiques dans l'algorithme ;
- un critère de passage entre ACO et NM basé sur la stagnation de la valeur de la fonction objective qui est plus intuitif et adaptatif que ceux déjà publiés ; et,
- une procédure pour contraindre NM qui gère tout intervalle de valeurs

pour l'espace de recherche et qui considère l'interaction entre les variables à optimiser, ce qui représente une nouveauté en soi.

En plus de ces caractéristiques simultanées uniques, ACO-NM proposé est l'un des premiers algorithmes qui traite concurremment plusieurs problèmes dans le domaine du contrôle :

- Considération de critères de robustesse durant l'optimisation ;
- Gestion de mécanismes d'anti-saturation ;
- Applicable pour des commandes de type hybride ;
- Gestion de contraintes particulières des systèmes ; et,
- Efficaces pour les systèmes linéaires et non linéaires.

Les performances de ACO-NM ont été, entre autres, démontrées :

- Par l'obtention de solutions PIDs meilleures ou équivalentes pour le SRTA comparativement aux autres propositions publiées ;
- En offrant une meilleure efficacité/rapidité de calculs pour la syntonisation de structures de commande du système de positionnement d'une table pour les opérations de meulage, du SRTA et du pendule inversé ;
- Par l'obtention de meilleurs résultats comparativement à d'autres métaheuristiques populaires pour l'optimisation de fonctions de test de performance
- Par l'obtention de solutions possédant de meilleures propriétés de robustesse pour le SRTA ;
- Par une validation expérimentale des solutions optimisée pour le SRTA et pour le pendule inversé ; et,
- En atteignant de meilleures performances de poursuite de vitesse pour un VE que les structures de commande optimisées par la méthode PP.

Comme contributions découlant de l'objectif principale, à ma connaissance, cette thèse a proposé :

- l'une des premières lois de commande globale pour le système du pendule inversé qui optimise simultanément tous les paramètres de la structure de commande. Ceci permet de débiter la stabilisation du pendule à un angle de commutation plus grand évitant ainsi, des basculements de pendule supplémentaires. Cette méthode vient automatiser l'ajustement de contrôleurs pour le pendule inversé. De ce fait, elle vient remplacer les méthodes heuristiques grandement utilisées pour ce système ainsi que l'ajustement séquentiel (c'est-à-dire la syntonisation du contrôleur de basculement et ensuite celui pour la stabilisation) dont les performances peuvent être médiocres. [109];
- la première méthode d'ajustement automatique utilisant une approche de calculs souples (soft computing technique) pour la structure de commande à puits de potentiel [108]. L'ajustement automatisé permet maintenant d'employer cette structure plus facilement dans des systèmes semblables au pendule inversé.
- l'une des premières méthodes d'optimisation pour Q complète dans la méthode CQL validée expérimentalement pour le pendule inversé. La méthode permet d'obtenir de meilleures performances expérimentales en stabilisation que l'utilisation de la diagonal de Q .;
- l'une des premières méthodes d'optimisation appliquée à l'ajustement de structures de commande CBI et BS avec mécanismes d'anti-saturation pour un modèle de VE. La méthode permet un réglage rapide de la structure de commande et l'atteinte de meilleurs résultats que la méthode classique heuristique par placement de pôles.

Pour conclure, ACO-NM proposé dans ce travail est un nouvel outil d'optimisation performant venant répondre à plusieurs besoins spécifiques de différents systèmes. ACO-NM est un algorithme d'optimisation rapide, précis,

généralisable et ayant un fort impact.

Le travail de cette thèse a permis la publication d'un article de revue scientifique à Applied Soft Computing de Elsevier [94], la soumission de deux articles de revue scientifique, c'est-à-dire pour un numéro spécial ELECTRIMACS17 de Mathematics and Computers in Simulation de Elsevier [136] et à Applied Soft Computing de Elsevier [137], la publication et présentation de quatre articles de conférence [56][138][139] [140] ainsi que l'acceptation d'un article de conférence [141].

Pour travaux futurs, en tant que boursière de la bourse postdoctorale FR-QNT, je travaillerai au développement de techniques heuristiques liées à l'optimisation multiobjectif comme alternative aux algorithmes d'optimisation traditionnels pour mieux répondre aux besoins industriels, et ce, à deux niveaux :

- i)* l'utilisation d'optimiseurs évolutifs multiobjectifs pour l'estimation d'états de processus nonlinéaires
- ii)* l'utilisation de l'optimisation multiobjectif appliquée aux stratégies de contrôle multiagent.

Bibliographie

- [1] X.-S. YANG. *Engineering optimization : an introduction with metaheuristic applications*. John Wiley & Sons, 2010.
- [2] G. REYNOSO-MEZA et al. « Evolutionary algorithms for PID controller tuning : Current trends and perspectives ». In : *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 10.3 (2013), p. 251-268.
- [3] S. MIRJALILI et A. LEWIS. « The Whale Optimization Algorithm ». In : *Advances in Engineering Software* 95 (2016), p. 51 -67.
- [4] J. C. LAGARIAS et al. « Convergence properties of the Nelder–Mead simplex method in low dimensions ». In : *SIAM Journal on optimization* 9.1 (1998), p. 112-147.
- [5] S. J. WRIGHT. *Primal-dual interior-point methods*. Siam, 1997.
- [6] L. DAVIS. « Handbook of genetic algorithms ». In : (1991).
- [7] W. L. GOFFE, G. D. FERRIER et J. ROGERS. « Global optimization of statistical functions with simulated annealing ». In : *Journal of econometrics* 60.1-2 (1994), p. 65-99.
- [8] R. V. RAO, V. J. SAVSANI et D.P. VAKHARIA. « Teaching–learning-based optimization : a novel method for constrained mechanical design optimization problems ». In : *Computer-Aided Design* 43.3 (2011), p. 303-315.
- [9] N. MOOSAVIAN et B. K. ROODSARI. « Soccer league competition algorithm : A novel meta-heuristic algorithm for optimal design of water distribution networks ». In : *Swarm and Evolutionary Computation* 17 (2014), p. 14 -24.
- [10] J. KENNEDY et R. EBERHART. « Particle swarm optimization ». In : *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*. T. 4. Nov. 1995, 1942-1948 vol.4.
- [11] M. DORIGO. *St utzle T. Ant colony optimization*. 2004.
- [12] D. KARABOGA et B. AKAY. « A comparative study of artificial bee colony algorithm ». In : *Applied mathematics and computation* 214.1 (2009), p. 108-132.
- [13] G. DI TOLLO et al. « An experimental study of adaptive control for evolutionary algorithms ». In : *Applied Soft Computing* 35 (2015), p. 359-372.
- [14] « A survey on optimization metaheuristics ». In : *Information Sciences* 237 (2013). Prediction, Control and Diagnosis using Advanced Neural Computations, p. 82 -117.
- [15] R. S. BARR et al. « Designing and reporting on computational experiments with heuristic methods ». In : *Journal of heuristics* 1.1 (1995), p. 9-32.

- [16] K.J. ÅSTRÖM et T. HÄGGLUND. « Advanced PID Control. ISA-The Instrumentation, Systems, and Automation Society ». In : *Research Triangle Park, NC 27709* (2005).
- [17] K. J. ÅSTRÖM et T. HÄGGLUND. « Revisiting the Ziegler–Nichols step response method for PID control ». In : *Journal of process control* 14.6 (2004), p. 635-650.
- [18] F. PADULA et A. VISIOLI. « Optimal tuning rules for proportional-integral-derivative and fractional-order proportional-integral-derivative controllers for integral and unstable processes ». In : *Control Theory & Applications, IET* 6.6 (2012), p. 776-786.
- [19] K. Y. LEE et M. A. EL-SHARKAWI. *Modern heuristic optimization techniques : theory and applications to power systems*. T. 39. John Wiley & Sons, 2008.
- [20] M. J. NEATH et al. « An Optimal PID Controller for a Bidirectional Inductive Power Transfer System Using Multiobjective Genetic Algorithm ». In : *IEEE Transactions on Power Electronics* 29.3 (mar. 2014), p. 1523-1531.
- [21] M. I. MENHAS et al. « Comparative performance analysis of various binary coded PSO algorithms in multivariable PID controller design ». In : *Expert systems with applications* 39.4 (2012), p. 4390-4401.
- [22] S.-Z. ZHAO et al. « Multi-objective robust PID controller tuning using two lbests multi-objective particle swarm optimization ». In : *Information Sciences* 181.16 (2011), p. 3323-3335.
- [23] C. BLUM et al. « Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization : A survey ». In : *Applied Soft Computing* 11.6 (2011), p. 4135 -4151.
- [24] E.-G. TALBI et al. *Hybrid metaheuristics*. T. 166. Springer, 2013.
- [25] G. R. RAIDL, J. PUCHINGER et C. BLUM. « Metaheuristic Hybrids ». In : *Handbook of Metaheuristics*. Springer, 2019, p. 385-417.
- [26] A. MOHARAM, M. A. EL-HOSSEINI et H. A. ALI. « Design of optimal PID controller using hybrid differential evolution and particle swarm optimization with an aging leader and challengers ». In : *Applied Soft Computing* 38 (2016), p. 727-737.
- [27] M. J. BLONDIN et P. SICARD. « Combined ACO algorithm—Nelder-Mead simplex search for controller and anti-windup tuning for a motion system with flexible transmission ». In : *Industrial Electronics Society, IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE*. IEEE. 2013, p. 3364-3369.
- [28] M. J. BLONDIN et P. SICARD. « A Hybrid ACO and Nelder-Mead constrained algorithm for controller and anti-windup tuning ». In : *Power Electronics and Applications (EPE'14-ECCE Europe), 2014 16th European Conference on*. IEEE. 2014, p. 1-10.
- [29] V. Ravi N. ARJUN. « An ant colony optimization and Nelder-Mead simplex search hybrid algorithm for unconstrained optimization ». In : (2009).
- [30] J. DRÉO et P. SIARRY. « Hybrid continuous interacting ant colony aimed at enhanced global optimization ». In : *Algorithmic Operations Research* 2.1 (2007).
- [31] S. NIGIB, A. NAMPALLY et V. RAVI. « An ant colony optimisation and Nelder-Mead simplex hybrid algorithm for training neural networks : an application to bankruptcy prediction in banks. » In : *IJIDS* 5.2 (2013), p. 188-203.

- [32] M.A. LUERSEN, R. LE RICHE et F. GUYON. « A constrained, globalized, and bounded Nelder–Mead method for engineering optimization ». In : *Structural and Multidisciplinary Optimization* 27.1-2 (2004), p. 43-54.
- [33] M. TAJJUDIN et al. « Optimized PID control using Nelder-Mead method for electro-hydraulic actuator systems ». In : *2011 IEEE Control and System Graduate Research Colloquium*. Juin 2011, p. 90-93.
- [34] I. PAN et S. DAS. « Frequency domain design of fractional order PID controller for AVR system using chaotic multi-objective optimization ». In : *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 51 (2013), p. 106-118.
- [35] M. ZAMANI et al. « Design of a fractional order PID controller for an AVR using particle swarm optimization ». In : *Control Engineering Practice* 17.12 (2009), p. 1380-1387.
- [36] S.K. S. FAN et E. ZAHARA. « A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization ». In : *European Journal of Operational Research* 181.2 (2007), p. 527-548.
- [37] R. RAO et V. PATEL. « Comparative performance of an elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving unconstrained optimization problems ». In : *International Journal of Industrial Engineering Computations* 4.1 (2013), p. 29-50.
- [38] Z.L. GAING. « A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system ». In : *Energy Conversion, IEEE Transactions on* 19.2 (2004), p. 384-391.
- [39] C. DEPATURE et al. « Comparison of Backstepping Control and Inversion-Based Control of a Range Extender Electric Vehicle ». In : *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. Oct. 2014, p. 1-6.
- [40] C. DEPATURE et al. « Backstepping Control of an Electric Vehicle with Local Control Saturation ». In : *2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. Déc. 2017, p. 1-6.
- [41] B. K. SAHU et al. « Robust analysis and design of PID controlled AVR system using Pattern Search algorithm ». In : *Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES), 2012 IEEE International Conference on*. IEEE. 2012, p. 1-6.
- [42] M. A. SAHIB et B. S. AHMED. « A new multiobjective performance criterion used in PID tuning optimization algorithms ». In : *Journal of Advanced Research* 7.1 (2016), p. 125-134.
- [43] A. Packard G. BALAS R. Chiang et M. SAFONOV. « Robust Control ToolboxTM Reference ». In : *The MathWorks Inc.* (2015).
- [44] « Simulink[®] Control DesignTM User's Guide ». In : *The MathWorks Inc.* 2015, p. 1-6.
- [45] S. M. K. HERIS. « Implementation of Artificial Bee Colony in MATLAB ». In : *Yarpiz, Project Code : YPEA114*. 2015.
- [46] M.E. H. PEDERSEN. « SwarmOps - Heuristic optimization for Matlab ». In : *Hvass Laboratories* (Copyright 2003-2010).
- [47] F. X. Blasco FERRAGUD. « Control predictivo basado en modelos mediante técnica de optimización heurística ». In : *Editorial UPV. ISBN 84-699-5429-6 PhD Tesis* (en espagnol) (1999).

- [48] C. BOHN et D. P. ATHERTON. « An analysis package comparing PID anti-windup strategies ». In : *IEEE Control Systems* 15.2 (avr. 1995), p. 34-40.
- [49] P. COMINOS et N. MUNRO. « PID controllers : recent tuning methods and design to specification ». In : *IEE Proceedings - Control Theory and Applications* 149.1 (jan. 2002), p. 46-53.
- [50] N. J. KILLINGSWORTH et M. KRSTIC. « PID tuning using extremum seeking : online, model-free performance optimization ». In : *IEEE Control Systems* 26.1 (fév. 2006), p. 70-79.
- [51] S. KUMAR et R. NEGI. « A comparative study of PID tuning methods using anti-windup controller ». In : *2012 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems*. Déc. 2012, p. 1-4.
- [52] M. J. BLONDIN et P. SICARD. « ACO based controller and anti-windup tuning for motion systems with flexible transmission ». In : *2013 26th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*. Mai 2013, p. 1-4.
- [53] M. J. BLONDIN et P. SICARD. « PID controllers and anti-windup systems tuning using ant colony optimization ». In : *Power Electronics and Applications (EPE), 2013 15th European Conference on*. Sept. 2013, p. 1-10.
- [54] I. CHIHA, N. LIOUANE et P. BORNE. « Tuning PID controller using multiobjective ant colony optimization ». In : *Applied Computational Intelligence and Soft Computing 2012 (2012)*, p. 11.
- [55] M. J. BLONDIN, P. SICARD et J. SANCHIS. « Convergence analysis of hybrid ACO/Nelder-Mead tuning method for PID controller structures with anti-windup ». In : *2015 Proceedings of the Conference on Control and its Applications*, p. 251-258.
- [56] M. J. BLONDIN et P. SICARD. « Statistical convergence analysis of ACO-NM for PID controller tuning ». In : *2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Mar. 2015, p. 487-492.
- [57] X. SONG, Q. YAN et M. ZHAO. « An adaptive artificial bee colony algorithm based on objective function value information ». In : *Applied Soft Computing* 55 (2017), p. 384-401.
- [58] A. R. YILDIZ. « Hybrid Taguchi-differential evolution algorithm for optimization of multi-pass turning operations ». In : *Applied Soft Computing* 13.3 (2013), p. 1433-1439.
- [59] M.E. H. PEDERSEN. « Good Parameters for Differential Evolution ». In : *Technical report* (2010).
- [60] C. C. CHAN. « The State of the Art of Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles ». In : *Proceedings of the IEEE* 95.4 (avr. 2007), p. 704-718.
- [61] B. K. BOSE. « Global Warming : Energy, Environmental Pollution, and the Impact of Power Electronics ». In : *IEEE Industrial Electronics Magazine* 4.1 (mar. 2010), p. 6-17.
- [62] K. Ç. BAYINDIR, M. A. GÖZÜKÜÇÜK et A. TEKE. « A comprehensive overview of hybrid electric vehicle : Powertrain configurations, powertrain control techniques and electronic control units ». In : *Energy Conversion and Management* 52.2 (2011), p. 1305 -1313.
- [63] S. M. ASYRAF, P. M. HEERWAN et M. I. ISHAK. « Skid control enhancement for small electric vehicle by using sliding mode control strategy ». In : *2018 SICE International Symposium on Control Systems (SICE ISCS)*. Mar. 2018, p. 151-156.

- [64] M. H. KHOOBAN et al. « Analysis, control and design of speed control of electric vehicles delayed model : multi-objective fuzzy fractional-order $PI^\lambda D^\mu$ PID controller ». In : *IET Science, Measurement Technology* 11.3 (2017), p. 249-261.
- [65] A. KARIMI et al. « Power system stability enhancement using backstepping controller tuned by particle swarm optimization technique ». In : *IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005*. Juin 2005, 1388-1395 Vol. 2.
- [66] A. KARIMI et A. FELIACHI. « PSO-tuned Adaptive Backstepping Control of Power Systems ». In : *2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition*. Oct. 2006, p. 1315-1320.
- [67] N. S. NARULA et al. « A teacher learning based optimization approach to tune backstepping controller for a single-link flexible-joint manipulator ». In : *2016 2nd International Conference on Communication Control and Intelligent Systems (CCIS)*. Nov. 2016, p. 159-164.
- [68] O. HERIZI et S. BARKAT. « Backstepping control and energy management of hybrid DC source based electric vehicle ». In : *2016 4th International Symposium on Environmental Friendly Energies and Applications (EFEA)*. Sept. 2016, p. 1-6.
- [69] E. UHLEMANN. « Platooning : Connected Vehicles for Safety and Efficiency [Connected Vehicles] ». In : *IEEE Vehicular Technology Magazine* 11.3 (sept. 2016), p. 13-18.
- [70] B. OMAR et I. B. SAIDA. « Bat algorithm for optimal tuning of pid controller in an avr system ». In : *International Conference on Control, Engineering and Information Technology (CEIT14) Proceedings*. 2014, p. 158-170.
- [71] C.C. WONG, S.A. LI, H.Y. WANG et al. « Optimal PID controller design for AVR system ». In : *Tamkang Journal of Science and Engineering* 12 (3) (2009), p. 259-270.
- [72] M. KASHKI, Y. L. ABDEL-MAGID et M. A. ABIDO. « A reinforcement learning automata optimization approach for optimum tuning of PID controller in AVR system ». In : *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Artificial Intelligence*. Springer, 2008, p. 684-692.
- [73] H. I. KANG, M.W. KWON et H. G. BAE. « PID coefficient designs for the automatic voltage regulator using a new third order particle swarm optimization ». In : *Electronics and Information Engineering (ICEIE), 2010 International Conference On*. T. 1. IEEE. 2010, p. V1-179.
- [74] D. H. KIM. « Hybrid GA-BF based intelligent PID controller tuning for AVR system ». In : *Applied soft computing* 11.1 (2011), p. 11-22.
- [75] S.M.A. MOHAMMADI et al. « New evolutionary methods for optimal design of PID controllers for AVR system ». In : *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*. IEEE. 2009, p. 1-8.
- [76] S. PANDA, B.K. SAHU et P.K. MOHANTY. « Design and performance analysis of {PID} controller for an automatic voltage regulator system using simplified particle swarm optimization ». In : *Journal of the Franklin Institute* 349.8 (2012), p. 2609 -2625.
- [77] S. PRIYAMBADA, P. K. MOHANTY et B. K. SAHU. « Automatic voltage regulator using TLBO algorithm optimized PID controller ». In : *Industrial and Information Systems (ICIIS), 2014 9th International Conference on*. IEEE. 2014, p. 1-6.

- [78] M. R. SHAHRBABAHI, G. HEYDARI et S.M.R. RAFIE A.A. Gharaveisi. « Optimal Design of PID Controller Using Bacterial Foraging Algorithm for AVR System ». In : (2008).
- [79] H. GOZDE et M. C. TAPLAMACIOGLU. « Comparative performance analysis of artificial bee colony algorithm for automatic voltage regulator (AVR) system ». In : *Journal of the Franklin Institute* 348.8 (2011), p. 1927-1946.
- [80] G. SHABIB, A.G. MOSLEM et A.M. RASHWAN. « Optimal tuning of PID controller for AVR system using modified particle swarm optimization ». In : *14th International Middle East Power Systems Conference (MEP-CON'10)*. 2010.
- [81] B.K. SAHU et al. « Design and comparative performance analysis of PID controlled automatic voltage regulator tuned by many optimizing liaisons ». In : *Advances in Power Conversion and Energy Technologies (APCET), 2012 International Conference on*. IEEE. 2012, p. 1-6.
- [82] P. K. MOHANTY, B. K. SAHU et S. PANDA. « Tuning and Assessment of Proportional–Integral–Derivative Controller for an Automatic Voltage Regulator System Employing Local Unimodal Sampling Algorithm ». In : *Electric Power Components and Systems* 42.9 (2014), p. 959-969.
- [83] N.K. YEGIREDDY et S. PANDA. « Design and performance analysis of PID controller for an AVR system using multi-objective non-dominated shorting genetic algorithm-II ». In : *Smart Electric Grid (ISEG), 2014 International Conference on*. Sept. 2014, p. 1-7.
- [84] H. YOSHIDA et al. « A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment ». In : *Power Systems, IEEE Transactions on* 15.4 (nov. 2000), p. 1232-1239.
- [85] S. SKOGESTAD et C. GRIMHOLT. « The SIMC method for smooth PID controller tuning ». In : *PID Control in the Third Millennium*. Springer, 2012, p. 147-175.
- [86] W. M. LIN et C. L. LEE. « Discussion on parameters setting and loss of exciter time constant compensation in excitation system ». In : *Power System Technology, 2006. PowerCon 2006. International Conference on*. IEEE. 2006, p. 1-6.
- [87] S. CHATTERJEE et V. MUKHERJEE. « PID controller for automatic voltage regulator using teaching–learning based optimization technique ». In : *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 77 (2016), p. 418 -429.
- [88] N. MADINEHI et al. « Optimum design of PID controller in AVR system using intelligent methods ». In : *PowerTech, 2011 IEEE Trondheim*. IEEE. 2011, p. 1-6.
- [89] Elettronica Veneta S.P.A. « Process Simulator, Mod G26/EV ». In : *Product Manual* ().
- [90] G. C. GOODWIN, S. F. GRAEBE et M. E. SALGADO. *Control system design*. T. 240. Prentice Hall New Jersey, 2001.
- [91] O. GARPINGER, T. HÄGGLUND et K. J. ÅSTRÖM. « Performance and robustness trade-offs in PID control ». In : *Journal of Process Control* 24.5 (2014), p. 568-577.
- [92] P. APKARIAN, M. N. DAO et D. NOLL. « Parametric Robust Structured Control Design ». In : *IEEE Transactions on Automatic Control* 60.7 (juil. 2015), p. 1857-1869.

- [93] N.A. BRUINSMA et M. STEINBUCH. « A fast algorithm to compute the H-infinity-norm of a transfer function matrix ». In : *Systems and Control Letters* 14.4 (1990), p. 287 -293.
- [94] M.J. BLONDIN et al. « New optimal controller tuning method for an AVR system using a simplified Ant Colony Optimization with a new constrained Nelder–Mead algorithm ». In : *Applied Soft Computing* 62 (2018), p. 216 -229.
- [95] G. S. BABU et K. DINESH. « Implementation of fractional order PID controller for an AVR system ». In : *2015 International Conference on Energy, Power and Environment : Towards Sustainable Growth (ICEPE)*. Juin 2015, p. 1-6.
- [96] « Implementation of Fractional Order PID Controller for an AVR System Using GA and ACO Optimization Techniques ». In : *IFAC-PapersOnLine* 49.1 (2016), p. 456 -461.
- [97] Z. BİNGÜL et O. KARAHAN. « A novel performance criterion approach to optimum design of PID controller using cuckoo search algorithm for AVR system ». In : *Journal of the Franklin Institute* 355.13 (2018), p. 5534 -5559.
- [98] K. KIM, P. RAO et J. A. BURNWORTH. « Self-Tuning of the PID Controller for a Digital Excitation Control System ». In : *IEEE Transactions on Industry Applications* 46.4 (juil. 2010), p. 1518-1524.
- [99] I. FANTONI et R. LOZANO. *Non-Linear Control for Underactuated Mechanical Systems*. Secaucus, NJ, USA : Springer-Verlag New York, Inc., 2001.
- [100] M. S. PARK et D. CHWA. « Swing-Up and Stabilization Control of Inverted-Pendulum Systems via Coupled Sliding-Mode Control Method ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 56.9 (sept. 2009), p. 3541-3555.
- [101] X. LAI et al. « Position-Posture Control of a Planar Four-Link Underactuated Manipulator Based on Genetic Algorithm ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 64.6 (juin 2017), p. 4781-4791.
- [102] M. L. MOORE, J.T. MUSACCHIO et K. M. PASSINO. « Genetic adaptive control for an inverted wedge : experiments and comparative analyses ». In : *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 14.1 (2001), p. 1 -14.
- [103] O. BOUBAKER. « The inverted pendulum benchmark in nonlinear control theory : a survey ». In : *International Journal of Advanced Robotic Systems* 10 (2013).
- [104] E. V. KUMAR et J. JEROME. « Robust LQR controller design for stabilizing and trajectory tracking of inverted pendulum ». In : *Procedia Engineering* 64 (2013), p. 169-178.
- [105] S. KAWAJI, K. OGASAWARA et H. HONDA. « Swing up control of a pendulum using genetic algorithms ». In : *Decision and Control, 1994., Proceedings of the 33rd IEEE Conference on*. T. 4. Déc. 1994, 3530-3532 vol.4.
- [106] N. ADHIKARY et C. MAHANTA. « Integral backstepping sliding mode control for underactuated systems : Swing-up and stabilization of the Cart-Pendulum System ». In : *ISA Transactions* 52.6 (2013), p. 870 -880.

- [107] K. J. ASTRÖM et K. FURUTA. « Swinging up a pendulum by energy control ». In : *Automatica* 36.2 (2000), p. 287-295.
- [108] D. CHATTERJEE, A. PATRA et K. H. JOGLEKAR. « Swing-up and stabilization of a cart–pendulum system under restricted cart track length ». In : *Systems & control letters* 47.4 (2002), p. 355-364.
- [109] N. MUSKINJA et B. TOVORNIK. « Swinging up and stabilization of a real inverted pendulum ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 53.2 (avr. 2006), p. 631-639.
- [110] T. AGUSTINAH, A. JAZIDIE et M. NUH. « Hybrid fuzzy control for swinging up and stabilizing of the pendulum-cart system ». In : *2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering*. T. 4. Juin 2011, p. 109-113.
- [111] J.-H. YANG et al. « Swing-up control for an inverted pendulum with restricted cart rail length ». In : *International Journal of Control, Automation and Systems* 7.4 (2009), p. 674-680.
- [112] J.-J. WANG. « Simulation studies of inverted pendulum based on PID controllers ». In : *Simulation Modelling Practice and Theory* 19.1 (2011), p. 440 -449.
- [113] N. S. REDDY et al. « Optimal PID controller design of an inverted pendulum dynamics : A hybrid pole-placement firefly algorithm approach ». In : *2016 IEEE First International Conference on Control, Measurement and Instrumentation (CMI)*. Jan. 2016, p. 305-310.
- [114] A. GHOSH, T.R. KRISHNAN et B. SUBUDHI. « Robust proportional–integral–derivative compensation of an inverted cart–pendulum system : an experimental study ». In : *IET control theory & applications* 6.8 (2012), p. 1145-1152.
- [115] S. D. HANWATE, A. BUDHRAJA et Y. V. HOTE. « Improved performance of cart inverted pendulum system using LQR based PID controller and ANN ». In : *2015 IEEE UP Section Conference on Electrical Computer and Electronics (UPCON)*. Déc. 2015, p. 1-6.
- [116] A. JACKNOON et M. A. ABIDO. « Ant Colony based LQR and PID tuned parameters for controlling Inverted Pendulum ». In : *2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE)*. Jan. 2017, p. 1-8.
- [117] M. BETTAYEB et al. « Stabilization of an inverted pendulum-cart system by fractional PI-state feedback ». In : *ISA Transactions* 53.2 (2014), p. 508 -516.
- [118] S. HOWIMANPORN et al. « Design and implementation of PSO based LQR control for inverted pendulum through PLC ». In : *2016 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. Déc. 2016, p. 664-669.
- [119] L. WANG et al. « MBPOA-based LQR Controller and Its Application to the Double-parallel Inverted Pendulum System ». In : *Eng. Appl. Artif. Intell.* 36.C (nov. 2014), p. 262-268.
- [120] W. LI, H. DING et K. CHENG. « An investigation on the design and performance assessment of double-PID and LQR controllers for the inverted pendulum ». In : *Proceedings of 2012 UKACC International Conference on Control*. Sept. 2012, p. 190-196.

- [121] C. WONGSATHAN et C. SIRIMA. « Application of GA to design LQR controller for an Inverted Pendulum System ». In : *Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE International Conference on*. Fév. 2009, p. 951-954.
- [122] R. ORÓSTICA, M. A. DUARTE-MERMOUD et C. JÁUREGUI. « Stabilization of inverted pendulum using LQR, PID and fractional order PID controllers : A simulated study ». In : *2016 IEEE International Conference on Automatica (ICA-ACCA)*. Oct. 2016, p. 1-7.
- [123] K. HASSANI et W.-S. LEE. « Multi-objective design of state feedback controllers using reinforced quantum-behaved particle swarm optimization ». In : *Applied Soft Computing* 41 (2016), p. 66-76.
- [124] E. V. KUMAR, G. S. RAAJA et J. JEROME. « Adaptive PSO for optimal LQR tracking control of 2 DoF laboratory helicopter ». In : *Applied Soft Computing* 41 (2016), p. 77-90.
- [125] MB MUA'ZU et al. « Weighted Artificial Fish Swarm Algorithm with Adaptive Behaviour Based Linear Controller Design for Nonlinear Inverted Pendulum ». In : *Journal of Engineering Research* 20.1 (2015).
- [126] B. ATA et R. COBAN. « Artificial bee colony algorithm based linear quadratic optimal controller design for a nonlinear inverted pendulum ». In : *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering* 3.1 (2015), p. 1-6.
- [127] A. CHAKRABORTY et J. DEY. « Global stabilization of cart-pendulum system with sliding mode controller : Experimental results ». In : *2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*. Mar. 2015, p. 277-282.
- [128] N. J. MATHEW, K. K. RAO et N. SIVAKUMARAN. « Swing Up and Stabilization Control of a Rotary Inverted Pendulum ». In : *Preprints of the 10th IFAC International Symposium on Dynamics and Control of Process Systems, International Federation of Automatic Control, Mumbai, India*. 2013, p. 654-659.
- [129] Z. WANG, Y. CHEN et N. FANG. « Minimum-time swing-up of a rotary inverted pendulum by iterative impulsive control ». In : *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*. T. 2. IEEE. 2004, p. 1335-1340.
- [130] K. MIHARA, J. YOKOYAMA et H. SUEMITSU. « Swing-up and stabilizing control of an inverted pendulum by two step control method ». In : *The 2012 International Conference on Advanced Mechatronic Systems*. Sept. 2012, p. 323-328.
- [131] J. APKARIAN, H. LACHERAY et P. MARTIN. « Pendulum Gantry Experiment for MATLAB /Simulink Users ». In : (2012), p. 1-40.
- [132] F. L. LEWIS, D. VRABIE et V. L. SYRMOS. *Optimal control*. John Wiley & Sons, 2012.
- [133] « Global Optimization Toolbox User's Guide ». In : The MathWorks Inc. 2018, p. 1-756.
- [134] S. K. PANDEY et Vijaya LAXMI. « Optimal Control of Twin Rotor MIMO System Using LQR Technique ». In : *Computational Intelligence in Data Mining - Volume 1*. Sous la dir. de Lakhmi C. JAIN et al. Springer India, 2015, p. 11-21.

- [135] R. Ranjan D. and V. K. ELUMALAI, R. G. SUBRAMANIAN et K. V. A. KUMAR. « Adaptive predator-prey optimization for tuning of infinite horizon LQR applied to vehicle suspension system ». In : *Applied Soft Computing* (2018).
- [136] M.J. BLONDIN, P. SICARD et P.M. PARDALOS. « Controller Tuning Approach with robustness, stability and dynamic criteria for the original AVR System ». In : *Transactions of IMACS Mathematics and Computers in Simulation* (soumis 3 Nov. 2017).
- [137] M.J. BLONDIN, P. SICARD et P.M. PARDALOS. « Holistic optimization approach for the control of a cart-pendulum with track limitation ». In : *Applied Soft Computing* (soumis 25 juin 2018).
- [138] M. J. BLONDIN, P. SICARD et P. M. PARDALOS. « The ACO-NM algorithm for controller tuning and rail length consideration for an inverted cart-pendulum ». In : *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion*. IEEE. en press, Almafi, Italie, 20-22 juin 2018.
- [139] M.J. BLONDIN et P. SICARD. « Robust tuning of PID controllers for transient performance ». In : *12th International Conference on Modeling and Simulation of Electrical Machines, Converters and Systems (ELECTRIMACS)* Toulouse, France, 4-6 juil. 2018 ().
- [140] M. J. BLONDIN, P. SICARD et J. Sanchis SÁEZ. « Convergence analysis of hybrid ACO/Nelder-Mead tuning method for PID controller structures with anti-windup ». In : *2015 Proceedings of the Conference on Control and its Applications*. Chap. 34, p. 251-258.
- [141] M.J. BLONDIN et al. « Metaheuristic Optimization for Backstepping Control and Inversion Based Control for an Electric Vehicle ». In : *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. IEEE. 2018, Chicago, États-Unis.