

REPUBLIQUE ALGERIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ DES FRÈRES MENTOURI - CONSTANTINE
FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES
DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES



Thèse

POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT LMD
SPÉCIALITÉ: MATHÉMATIQUES
OPTION : STATISTIQUE APPLIQUÉE

INTITULÉE :

«SUR LES TECHNIQUES DE MODÉLISATION
DES EXPÉRIENCES NUMÉRIQUES»

Présentée par

Azzizi Norelhouda

Devant le jury :

Président :	YAHIOUCHE yazid	<i>Professeur. Université des frères Mentouri Constantine1</i>
Rapporteur :	ZAATRI Abdelouahab	<i>Professeur. Université des frères Mentouri Constantine1</i>
Examineurs :	Bouda Djamel	<i>Maître de conférences (A). Université des frères Mentouri Constantine1</i>
	Zaghdoudi Halim	<i>Maître de conférences (A). Université Badji Mokhtar Annaba</i>
	Zaraï Abderrahman	<i>Maître de conférences (A). Université de Tebessa</i>

Dédicaces

✚ A ma chère mère **ZEBIDA** et mon cher père **MOHAMED SALAH**,
qui se sont toujours sacrifiés pour me voir réussir dans mes études,
Je leur porte toujours mes profondes expressions de fierté et de
gratitude.

✚ A mon frère **ABDELLAH** et mes sœurs **KHADIDJA** et **ESMA**
qui m'ont beaucoup encouragée durant toutes mes études.

✚ A mon cher Mari **Boubakeur** qui m'a beaucoup aidée et
encouragée à continuer mes études. Et notre petite princesse
Rym El Yasmine qui a honoré notre vie.

Remerciements

*Je remercie vivement **M. Abdelouahab ZAATRI**, Professeur à L'université Constantine I, pour avoir accepté de diriger ce travail de recherche.

C'est d'ailleurs, grâce à son soutien constant, à ses encouragements et à ses conseils précieux qu'il m'a prodigué que j'ai pu mener ce travail à bien.

** Je reste très sincère et reconnaissante à **M. Yazid YAHYUCHE**, Professeur à l'université Constantine I, pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury de cette thèse.

*** Je remercie aussi, respectueusement, **MM. Halim ZAGHEDOUDI, Djamel BOUDA, Abderrahmane ZARAI**, Maitres de conférences pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail et d'avoir accepté de le juger et je les prie de croire à ma profonde gratitude.

**** Je remercie également ma chère famille pour le soutien chaleureux apporté lors de la réalisation de ce travail de recherche.

Table des matières

Introduction générale.....	1
1.1 Motivation et Contexte de la Thèse.....	2
1.2 Objectifs de la thèse.....	2
1.3 Contributions.....	4
1.4 Organisation du manuscrit.....	5
1 Généralités sur les Techniques de Modélisation des Expériences Numériques	
1.1-Introduction.....	7
1.2-Définitions et concepts des plans d'expériences.....	7
a-Notion de modélisation mathématique.....	8
a-1)-Exemple d'un circuit Electrique.....	9
a-2)-Relation entre grandeurs des plans d'expérience et théorie de système.....	10
1.2 Les plans d'expériences classiques.....	10
1.2.1: Plans d'expériences factorielles complètes à deux niveaux.....	10
a- Plans factoriels à deux niveaux sans interactions.....	11
a.1-Algorithmme de Yates.....	12
a.1.1-Exemple numérique pour l'Algorithmme de Yates.....	12
1.3- les plans d'expériences numériques.....	14
1.3.1-La méthode de Taguchi.....	14
3-Les techniques de modélisation et les plans d'expériences numériques.....	14
3.1- L'identification des systèmes.....	15
3.1.1-Techniques d'identification.....	15
3.1.2-La méthode générale d'identification des systèmes et processus.....	16
3.2-.Krigeage.....	17
a-Exemple d'interpolation.....	18
3.3: Les techniques des Réseaux de Neurones.....	19
a- Historique des RN artificiels.....	19
b- Différents types des réseaux de neurones.....	21
1-Perceptron (récurrent sans rétro propagation).....	21
2- Réseaux à apprentissage non supervisé (Avec rétro propagation).....	21
a-exemple.....	21

b-Application des RN à la reconnaissance vocale.....	22
4-Conclusion	22
2 Réseaux de Neurones pour la reconnaissance de mots	
2.1-Introduction.....	24
2.2 Généralités sur la Reconnaissance Vocale.....	24
1. Approches.....	25
2.3- Travaux similaires et concurrents en RN.....	26
2.4- Le système de reconnaissance de mots initial.....	27
2.5-MLP développé pour la reconnaissance des mots.....	27
2.6-Résultats Expérimentaux.....	29
2.7-Discussion avec les articles sur le nombre d'expériences.....	33
2.8-Conclusion.....	34
3 Résolution des équations différentielles algébriques pour le mécanisme bielle-	
manivelle	
3.1-Introduction.....	36
3.2-La formulation générale des systèmes multi-corps dynamiques.....	36
3.2.1-Modèle Dynamique.....	37
3.2.2- Représentation de l'espace public.....	37
3.2.3-Représentation DAE augmentée.....	38
3.3-Modélisation dynamique du système bielle-manivelle.....	38
3.3.1- Sélection des variables et contraintes géométriques.....	38
3.2- Modèle dynamique du système bielle-manivelle.....	39
3.4- Solution Numérique et simulation.....	40
3.4.1-Solution numérique.....	40
3.4.2 - Simulation et résultats graphiques.....	41
3.5-Conclusion.....	43
4Modélisation mathématiques et estimation de biogaz pour les bioréacteurs	
anaérobiques	
4.1. Introduction.....	46
4.2.Équences du modèle dynamique.....	46
4.2.1- Formulation mathématique.....	46
4.2.2 Modèle d'espace d'état.....	47
4.3. Résultats de la simulation et interprétations.....	48
4.3.1 Evolution temporelle des substrats et des bactéries.....	48

4.4. Estimation de la production de méthane.....	50
4.4.1 Évaluation de la production de méthane par modèle AM2.....	50
4.4.2- Évaluation de la production de méthane par l'équation de Gompertz.....	51
4.5. Conclusion.....	52
5 Modèles de rayonnement et validation par mesures expérimentales	
5.1-Introduction.....	54
5.2-Travaux similaires.....	54
5.3- Les modèles d'estimations.....	55
5.3.1-Le modèle de LIU et JORDAN.....	55
5.3.2- Le modèle de Capderou.....	56
a-Rayonnement incident sur un plan horizontal	56
b- Rayonnement incident sur un plan quelconque.....	56
5.4-Le modèle de R.sun.....	57
5.4.1- Modélisation du rayonnement solaire incident sur un plan horizontal par ciel clair.....	57
5-4-2 Rayonnement incident sur un plan quelconque.....	57
5.5. Mesures et comparaison.....	58
5.6. Conclusion.....	59
Conclusion générale.....	60
Bibliographie.....	63

Table des figures

Figure1: représentation un système.....	8
Figure 2 : représentation un système électrique.....	17
Figure 3: Relation entre grandeurs des plans d'expérience et théorie des systèmes.....	18
Figure 4 : domaine d'étude pour deux facteurs a deux niveaux.....	11
Figure 6: réponse temporelle d'échelon pour un filtre du premier ordre.....	16
Figure 7: réponse temporelle d'échelon pour un filtre du second ordre.....	17
Figure 8: schéma d'un neurone.....	20
Figure 9 : les types de la fonction d'activation.....	20
Figure 10 : Phase d'apprentissage.....	25
Figure11:Phase de reconnaissance.....	25
Figure 12 : Système de reconnaissance vocale.....	28
Figure 13 : MLP classifier.....	29
Figure 14-a. exemple du mot STOP parlé.....	30
Figure14-b. la distribution d'erreur mot STOP avec la croissance du nombre d'essai.....	31
Figure 15 : la distribution d'erreur du mot UP avec la croissance du nombre d'essai.....	32
Figure 16:la distribution d'erreur du mot START avec la croissance du nombre d'essai.....	33
Figure 17: distribution de l'erreur du mot UP avec la croissance du nombre d'essais.....	33
Figure 18: Mécanisme de bielle-manivelle.....	39
Figure 19: évolution temporelle de l'angle $\Theta_1(t)$	42
Figure 20: évolution temporelle du déplacement du curseur $x(t)$	43
Figure 21 : Evolution temporelle des substrats.....	49
Figure 22 : Evolution temporelle des bactéries.....	49
Figure 23 : Evolution temporelle du flux de méthane $Q(t)$ et son accumulation $C(t)$	50
Figure 24 : méthane accumulé pour $L=42$; $Rl=2.0$; $B0=39$ and $x_2(0)=0.01$	51
Figure 25 : Schéma du rayonnement global sur un plan quelconque.....	55
Figure 26 : Profil simule des trois modèles du rayonnement reçu par un capteur solaire.....	58
Figure 27 : Le rayonnement solaire reçu par un capteur solaire.....	59

Liste des tableaux

Tab1 : tableau de données.....	12
Tab2 : tableau du rendement expérimental	13
Tab3 : matrice de dimensions MFCC et MLP	28
Tab4 : Des essais expérimentaux d'apprentissage MSE (N)	30
Tab5 : Des essais expérimentaux d'apprentissage MSE (N)	32

Introduction Générale

Dans le sens large, la modélisation mathématique est l'art d'exprimer et de représenter un phénomène physique sous forme mathématique. Dans les sciences expérimentales, le modèle proposé doit être confronté à l'observation et validé par des mesures expérimentales.

La modélisation basée sur les plans d'expériences a commencé avec les travaux de Fisher en agronomie, destinés à maximiser l'information accessible à partir d'un nombre limité d'expériences, excessivement coûteuses en temps (Fisher, 1925). Leur contenu fortement statistique a limité dans un premier temps leur utilisation pratique. Dans le contexte de l'essor industriel du Japon au début des années 50, un ingénieur Genichi Taguchi simplifie leur pratique en les rendant exploitables à partir de représentations graphiques. Rapidement, leur utilisation dans l'industrie manufacturière, pour optimiser la qualité des produits et les coûts de production, dépasse les frontières japonaises. Depuis ces dernières décennies ; la disponibilité des moyens informatiques facilite et étend l'utilisation de simulations informatiques relatif aux plans d'expériences : on parle de plans d'expériences numériques (Bowman et al. 1992 ; Ozdemirel et al, 1996 ; Church Lynch, 1998 ; Durkee et al, 1998 ; Beauchamp e Youssef ; 1998).

En effet, la simulation numérique modélise des phénomènes, des systèmes et des processus de plus en plus complexes que l'on rencontre dans de nombreux domaines d'applications scientifiques et technologiques. Ils peuvent être de très grandes dimensions et concernent des systèmes et des processus complexes

1.1 Motivation et Contexte de la Thèse

Notre activité de recherches scientifique et technologique de laboratoire concernant la modélisation de différents problèmes a généré des problèmes mathématiques qui peuvent être plus ou moins complexes à résoudre et qui peuvent faire appel à différentes approches. Il s'agit de problèmes technologiques divers liés à la robotique, à la biotechnologie, à l'énergétique, etc.

Dans ce cadre intervient, le rôle des statisticiens pour analyser et résoudre ces problèmes avec des méthodes plus adapté à la nature des systèmes et des processus étudiés. On se trouve confronté à la nature des systèmes et des phénomènes étudiés qui sont plutôt non linéaires, complexes, aléatoires et non aisément modélisable. Par ailleurs, on se trouve confronté à des mesures aléatoires et à celles appartenant à de grandes bases de données.

L'utilisation des techniques des plans d'expériences classiques comme l'analyse de la variance ne permettent pas de résoudre la plupart des problèmes posés. En conséquence, il est nécessaire d'utiliser de techniques modernes de modélisation des expériences numériques comme les Réseaux de Neurones, le Datamining, l'Optimisation, l'Analyse de Sensibilité, le Krigeage, la Reconnaissance des Objets (parole, image, caractère, lettre,...), la simulation, l'estimation,...

1.2 Objectifs de la Thèse

L'objectif du sujet de doctorat est en relation avec plusieurs domaines d'applications technologiques impliquant les techniques de modélisation des expériences numériques où nous avons la possibilité d'obtenir des mesures et des données expérimentales. En particulier

nous avons identifié les thèmes sur lesquels nous avons introduit et appliqué les techniques de modélisation des expériences numériques. Nous pouvons citer les thèmes suivants :

a)-La Reconnaissance des mots

Un premier objectif de ce travail consiste à développer une application relative à la reconnaissance des mots isolés pour commander un robot. La nature du processus vocal et du système de reconnaissance est non linéaire, complexe et bruitée. Pour cette raison, les techniques des plans d'expériences classiques ne s'appliquent pas, d'où la recherche de l'utilisation des techniques de modélisation adaptées à ce problème. Nous utilisons la technique d'apprentissage par réseaux neurones particulièrement le Perceptron multicouches (MLP-NN) pour la reconnaissance des mots.

- Un deuxième objectif concerne l'utilisation des expériences numériques pour l'estimation du nombre minimal d'essais dans le processus d'apprentissage du réseau neuronal MLP afin d'assurer un succès acceptable de la reconnaissance des mots.

b)-Equations différentielles algébriques

L'objectif de ce travail traite de la simulation de modèles dynamiques des systèmes multi-corps contraints qui peuvent être formulés comme un ensemble d'équations différentielles algébriques (EDAs). Nous considérons le modèle dynamique général résultant de la formulation d'Euler-Lagrange. Nous étudions la solution avec la méthode de réduction de l'index. Nous illustrons notre analyse par l'exemple du mécanisme bielle-manivelle. Nous déterminons un modèle dynamique basé sur deux variables offrant une analyse et une implémentation aisée. Nous résolvons le problème DAE avec une fonction de Matlab (ode15s) qui est dédié pour résoudre des équations différentielles ordinaires (EDO) raides. Les résultats de simulation ont été comparés avec la méthode de partition des coordonnées. Des résultats similaires ont été obtenus prouvant une stabilité et une précision acceptables de la méthode utilisée.

c)- Modélisation mathématique et simulation des bioréacteurs anaérobiques

Un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie en deux phases connue sous le nom de modèle AM2 a été réalisé pour simuler les opérations du bioréacteur discontinu. Le modèle correspond à un ensemble d'équations différentielles ordinaires couplées (ODE) du premier non linéaires. Sa solution peut être obtenue par intégration numérique du système ODE fournissant l'évolution temporelle de la croissance bactérienne, de la dégradation du substrat et de la production de biogaz.

Nous avons également estimé la production de la quantité du méthane accumulé prévu au moyen de l'équation de Gompertz modifiée dans un réacteur discontinu.

d)-Vérification expérimentale des modèles théoriques de rayonnement solaire

Notre objectif consiste à comparer les mesures expérimentales obtenues dans la région de Constantine avec de trois modèles d'estimation théorique du rayonnement solaire (modèle de Capderou, modèle de R.sun, et le modèle de Liu et Jordan). Il s'agit de déterminer le modèle théorique le plus adapté à notre région.

1.3-Contributions

Les contributions apportées par ce travail peuvent se résumer dans les points suivants :

7) – Pour le thème de la reconnaissance des mots, nous avons développé et implémenté un modèle par apprentissage exploitant la technique des réseaux de neurones, particulièrement le perceptron multicouche MLP.

Le deuxième aspect concerne la mise en œuvre d'expériences dans le but d'évaluer pour chaque mot de commande le nombre d'essais nécessaires en phase d'apprentissage pour assurer un taux de succès acceptable.

Des résultats satisfaisants ont été obtenus conduisant à une meilleure compréhension de la variabilité du fonctionnement du système. Enfin, nous avons remarqué que le taux de réussite du MLP et le nombre minimal d'éléments utilisés pour le processus d'apprentissage dépendent de la structure des mots et de la variabilité de la situation (longueur de mot, bruit, microphone, etc.).

2)-Pour le thème concernant la modélisation et la simulation du mécanisme bielle-manivelle, le problème est que son modèle dynamique a été formulé dans le cadre de la théorie de systèmes multi-corps contraints. L'expression mathématique est mise sous la forme d'un ensemble d'équations algébriques différentielles (DAE). Nous avons étudié la solution avec la méthode de réduction de l'indice. Nous avons dérivé un modèle dynamique basé sur deux variables offrant une analyse et une implémentation plus faciles. Nous avons résolu avec succès le problème DAE avec la fonction Matlab (ode15s) qui est dédié à la résolution des équations différentielles ordinaires (ODE) rigides.

Les résultats de la simulation concordante ont été obtenus par rapport à d'autres méthodes telles que la méthode de coordonnées de partition qui prouve la stabilité et la précision de la méthode DAE utilisée. Ces résultats de simulation numérique ont également permis des interprétations physiques cohérentes du fonctionnement des mécanismes de bielle-manivelle.

3)-Un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie en deux phases connue sous le nom de modèle AM2 a été étudié. Le bioréacteur simulé est de type discontinu (batch). Le modèle correspond à un ensemble d'équations différentielles ordinaires couplées (ODE) du premier ordre non linéaires. Sa solution a été obtenue par intégration numérique du système ODE fournissant l'évolution temporelle de la croissance bactérienne, de la dégradation du substrat et de la production de biogaz.

L'estimation du méthane accumulé a été estimée au moyen de l'équation de Gompertz modifiée. L'identification des paramètres de l'équation de Gompertz ont été obtenues par ajustement pour notre bioréacteur.

4)- Dans le cadre des énergies renouvelables, nous avons obtenues des mesures expérimentales du rayonnement solaire au niveau du sol dans la région de Constantine. Nous avons effectué la comparaison de trois modèles d'estimation théorique du rayonnement solaire (modèle de M.Capderou, modèle de R.sun, et le modèle de Liu et Jordan) avec nos résultats expérimentaux. Nous avons pu déterminer a posteriori le modèle théorique le plus approprié pour la région de Constantine.

1.4-Organisation du manuscrit

Cette thèse est organisée comme suit:

a)–Une introduction générale définissant le sujet de recherche, les contextes et les motivations, les objectifs et les contributions essentielles apportées par notre travail.

b)–Dans le premier chapitre, nous explorons dans une première partie l'état de l'art général concernant notre sujet, suivi d'une deuxième partie de l'état de l'art concernant les différentes méthodes et techniques classiques et modernes utilisées pour modéliser les différentes expériences numériques dans les différents domaines considérés.

c)–Le deuxième chapitre est consacré à la reconnaissance des mots prononcés pour commander un robot. Nous présentons le réseau de neurones MLP comme système de reconnaissance des mots constituant les commandes destinées à la communication avec un robot. Nous présentons également l'approche expérimentale pour estimer le nombre minimal d'essais nécessaires pour le processus d'apprentissage pour assurer un succès acceptable de la reconnaissance par le réseau de neurones utilisé.

d)- Le troisième chapitre présente le modèle dynamique d'un mécanisme bielle-manivelle développé dans le cadre des systèmes multi-corps contraints qui peuvent être formulés comme un ensemble d'équations différentielles algébriques (EDAs). Le problème DAE a été résolu en adaptant une fonction de Matlab (ode15s) qui est dédié pour résoudre des équations différentielles ordinaires (EDO) raides.

e)- Le quatrième chapitre présente un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie en deux phases connue sous le nom de modèle AM2. Il a été élaboré pour simuler les opérations du bioréacteur discontinu. Le modèle correspond à un ensemble d'équations différentielles ordinaires couplées (ODE) du premier ordre non linéaires. Sa solution a été obtenue par intégration numérique du système ODE fournissant l'évolution temporelle de la croissance bactérienne, de la dégradation du substrat et de la production de biogaz.

L'estimation du méthane accumulé prévu au moyen de l'équation de Gompertz modifiée dans un réacteur discontinu est également examinée.

f)–Le cinquième chapitre est dédié à une application concernant la vérification expérimentale de modèles théoriques de rayonnement solaire. Dans le contexte, nous avons effectué des mesures du rayonnement solaire au moyen d'un pyranomètre. Nous avons comparé les mesures obtenues avec les trois modèles du rayonnement solaire reçu par un panneau au niveau du sol. Cette comparaison a permis l'évaluation a posteriori afin de déterminer le modèle le plus approprié qui correspond le mieux pour notre région. Le modèle de Capderou semble être le plus adapté pour notre région.

Une conclusion générale relatant la plupart des résultats obtenus est présentée.

Chapitre 1

Généralités sur les Techniques
de Modélisation des
Expériences Numériques

1.1-Introduction

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter les définitions des différentes techniques ainsi que les concepts de base des quelques techniques des expériences numériques classiques. Nous présentons les techniques des plans d'expériences classiques tels que définis initialement par Fisher. Cependant, comme ces techniques ne peuvent pas rendre compte de la complexité de certains systèmes et processus, nous présentons quelques techniques ultérieures de modélisation en se basant sur les idées de Taguchi ainsi que l'approche plus générale de la théorie des systèmes. Parmi ces techniques qui appartiennent au domaine des plans d'expériences numériques, nous pouvons citer la simulation numérique, l'optimisation, l'estimation, les systèmes à apprentissage comme les réseaux de neurones, etc.

1.2-Définitions et concepts de base des plans d'expériences

L'approche expérimentale peut être nécessaire pour la compréhension de phénomènes et l'analyse des systèmes technologiques et ce pour différents milieux: économique, médical et industriel, etc. Cependant, la diminution du nombre d'expériences à réaliser en vue d'étudier, modéliser un phénomène ou un processus et de déduire des conclusions fiables reste fondamentale pour gagner du temps et de productivité. C'est le principe et l'objectif de la technique connue sous le nom de "plan d'expériences " ou "design of experiments" en langue anglaise.

Pour l'étude d'un phénomène ou d'un système donné, si des expériences sont réalisées sans planification préalable et sans méthodologie, les résultats peuvent manquer de fiabilité ou conduire à des incohérences; d'où l'intérêt de réaliser ces expériences suivant une méthodologie rigoureuse. Sir Roland Fisher (1890-1962) proposa, face à l'impossibilité de réaliser la totalité des expériences, des configurations expérimentales basées sur des modèles statistiques rigoureux. Ceci constitue le point de départ de la méthode théorique des plans d'expérience.[1]. Les plans d'expériences consistent donc à maximiser l'information à partir d'un nombre limité d'expériences (Fisher, 1925).

Dans le contexte de l'essor industriel du Japon au début des années 50, un ingénieur Genichi Taguchi, simplifie leur pratique en les rendant exploitables à partir de représentations graphiques. De nos jours ; l'utilisation de simulations informatiques renforce l'utilisation des plans d'expériences : Il s'agit des plans d'expériences numériques (Bowman et al, 1992; Ozdemirel et al, 1996 ; Churet Lynch, 1998; Durkee et al, 1998; Beauchamp et Youssef ; 1998). [1].

Nous notons que la théorie des plans d'expérience numériques exploite des méthodes et techniques modernes comme les Réseaux de neurones, l'optimisation, l'analyse des données, le datamining, krigeage, l'Analyse de sensibilité, la recherche opérationnelle, etc.

Les plans d'expériences permettent d'organiser au mieux les essais ou les expériences qui accompagnent une recherche scientifique ou des études industrielles. Dans ce but, des techniques mathématiques ont été développés pour modéliser et étudier les phénomènes rencontrés [2].

Techniquement, la méthode des plans d'expériences s'appuie sur trois notions essentielles, la première est l'espace expérimental, le deuxième est à surface de réponse et la troisième la modélisation mathématique des grandeurs étudiées [2]. On donnera dans suit la terminologie adaptée : Notion d'espace expérimental, Notion de surface de réponse, Notion de modélisation mathématique.

a- Notion de modélisation mathématique

Dans le cadre des plans d'expériences, la modélisation mathématique joue un rôle très important. Elle permet justement de limiter le nombre d'expériences nécessaires pour caractériser un phénomène ou un système. Commençons par définir la notion de système pour ensuite indiquer la terminologie entre les grandeurs utilisées dans le domaine de la planification expérimentale par rapport à la théorie de systèmes.

Un système est défini par ses constituants et les interactions qui existent entre eux, l'ensemble représentant une entité individualisée. Par système, nous signifions souvent processus. L'importance de la notion de système réside dans sa généralité. En effet, un système ou un processus peuvent être de nature quelconque: mécanique, électrique, électromécanique, biologique, chimique, physico-chimique [3].

Par grandeur de sortie, nous entendons la grandeur que l'on souhaite réguler ou asservir. Par grandeur d'entrée; nous entendons les signaux qui permettent d'agir sur le système, c.-à-d., qui affectent l'état de sa grandeur de sortie.

La grandeur de sortie peut être modifiée par l'action des grandeurs d'entrées ou sous l'effet de perturbations provenant de l'environnement ou encore sous l'effet de la variation des constituants du système lui-même. Le schéma de la figure 1 représente un système dans le cadre de la théorie des systèmes [3].

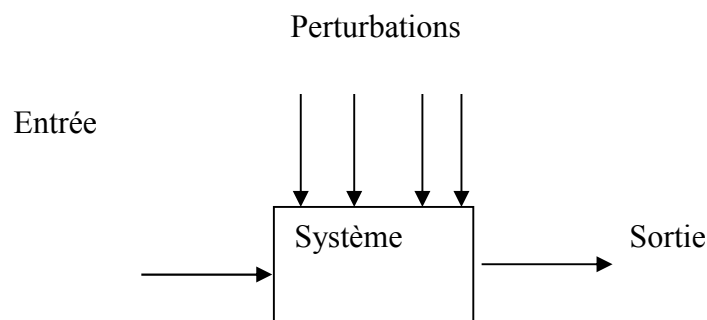


Figure 1: représentation un système

Le Modèle mathématique d'un système est caractérisé par :

- une ou plusieurs grandeurs de sortie, mesurables, qui constituent le résultat du processus,
- une ou plusieurs grandeurs d'entrée qui peuvent être de deux types :
 - des entrées sur lesquelles il est possible d'agir (entrées de commande).
 - des entrées sur lesquelles il n'est pas possible d'agir (perturbations); ces dernières peuvent

être aléatoires ou déterministes, mesurables ou non mesurables.

La modélisation mathématique est une représentation abstraite en termes mathématiques qui permet de décrire un phénomène, un processus ou le comportement d'un système. Elle peut s'appliquer à différents phénomènes: biologique, économique, sociologique, etc. Il s'agit en général d'une approximation d'un phénomène par des équations mathématiques. Elle permet d'effectuer des simulations numériques en vue de comprendre et de prédire le comportement du phénomène ou du système à étudier [3].

Les modèles mathématique représentent les relations entre les entrées et les sorties du processus et système par des équations. Si ces équations sont algébriques, le modèle est dit statique. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret.

Un modèle est caractérisé par son domaine de validité, c'est-à-dire par le domaine de l'espace des entrées dans lequel l'accord entre les valeurs des sorties du processus calculées par le modèle, et leurs valeurs mesurées, est considéré comme satisfaisant compte tenu de l'utilisation que l'on fait du modèle[3].

a-1)-Exemple d'un circuit Electrique inspiré de [3]

Soit l'exemple simple d'un circuit électrique élémentaire qui est constitué d'une résistance R et d'une self inductance L (Figure 2). Pour obtenir le modèle de ce système, il faut :

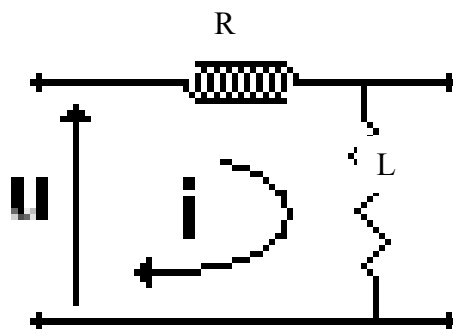


Figure 2 : représentation un système électrique

1-Déterminer l'entrée et la sortie

Dans ce genre de problèmes, la sortie est l'intensité du courant $i(t)$ qui circule dans le circuit. L'entrée est la tension $U(t)$. C'est la grandeur qui permet d'agir et de modifier la grandeur de sortie i . En effet, par modification de la tension d'entrée, on modifie l'intensité du courant i .

2-Trouver le lien entre la sortie et l'entrée

C'est immédiat, il suffit d'appliquer les lois de l'électricité.

$$u(t) = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt}$$

La relation obtenue, reliant la sortie à l'entrée, est une équation différentielle du premier ordre à coefficients constants. Cette équation différentielle représente le modèle mathématique du système électrique étudié.

a-2)-Relation entre grandeurs des plans d'expérience et théorie des systèmes

Dans le cadre de la planification expérimentale, a priori, le système peut être considéré comme une boîte noire ou black box en anglais (figure3). Il est dès lors important, en premier lieu de distinguer les grandeurs d'entrées (inputs) qui sont appelés *facteurs* dans le cadre des plans d'expériences. La grandeur de sortie (output) dans la théorie des systèmes a la "*réponse*" dans le cadre des plans d'expériences. Le diagramme ci-dessous (Figure 3) résume de manière plus simple cette définition et permet d'identifier l'équivalence avec la représentation dans le cadre de la théorie des systèmes :

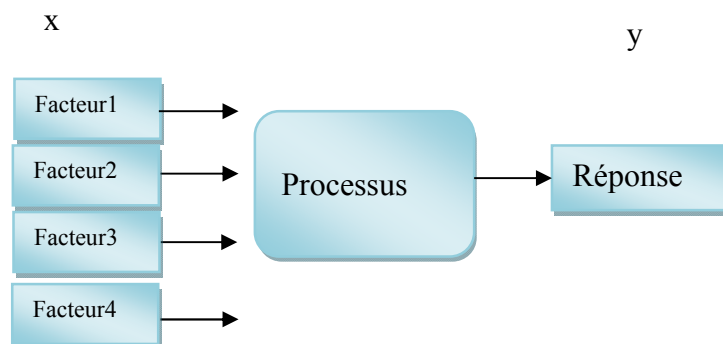


Figure 3: Relation entre grandeurs des plans d'expérience et théorie des systèmes

De manière générale, la méthode des plans d'expériences, le but consistera à relier la grandeur d'intérêt (la réponse), y par une fonction de plusieurs variables x_i (facteurs). On a : $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_k)$. Plus précisément, elle vise aussi bien à comprendre les relations liant la réponse avec les facteurs, que les facteurs entre eux.

Nous allons orienter l'état de l'art vers deux approches : les plans d'expériences classiques (méthodes classiques) et la deuxième approche les plans d'expériences numériques.

1.2- Les plans d'expériences classiques

Nous présentons les plans d'expériences classiques de façon progressive par rapport aux difficultés de la modélisation. Parmi ces plans, les plus courants sont les plans sans interaction avec plusieurs facteurs à deux niveaux, avec effets d'interactions entre facteurs, les plans en blocs et composites centrés qui sont faciles à générer [2].

1.2.1-Plans d'expériences factorielles complètes à deux niveaux

Ces plans possèdent un nombre de niveaux limités à deux pour chaque facteur. Toutes les combinaisons de niveaux sont effectuées au cours de l'expérimentation. Ces plans peuvent être utilisés indistinctement pour les variables continues et pour les variables discrètes [2].

Le modèle recherche qui relie la réponse aux facteurs est de type:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)(1)$$

Dans la suite de cette section, on considère une approximation paramétrique de type polynomiale [2].

a-Plans factoriels à deux niveaux sans interactions

Pour deux facteurs, le domaine d'étude est un carré (en unités codées). Par exemple, la Figure 4 représente un plan factoriel complet à deux facteurs. Le modèle général mathématique postulé est un modèle du premier degré par rapport à chaque facteur (modèle linéaire) [2] :

$$y_i = a_0 + a_1x_1 + \dots + a_ix_i + e_i \quad (i = 1, 2, \dots, n)(2)$$

Dans le cas de deux facteurs, le modèle peut s'exprimer comme suit:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 \quad (3)$$

- y est la réponse.
- x_i représente le facteur i .
- a_0 est la valeur de la réponse au centre du domaine d'étude.
- a_1 est l'effet (ou effet principal) du facteur 1.
- a_2 est l'effet (ou effet principal) du facteur 2.

Dans le cas où chaque facteur est limité par deux niveaux, un niveau inférieur et un niveau supérieur; les meilleurs emplacements des points d'expériences sont situés aux sommets du domaine d'étude.

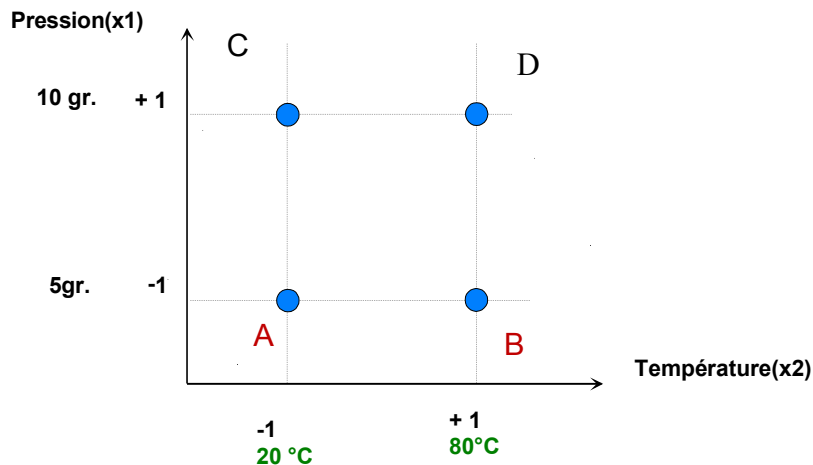


Figure 4 : domaine d'étude pour deux facteurs a deux niveaux

Les niveaux sont représenté par les pts a, B, C, D de coordonnées:

$$A=x_{1min}, x_{2min}; \quad B=x_{1max}, x_{2min}; \quad C=x_{1min}, x_{2max}; \quad D=x_{1max}, x_{2max}$$

le problème consiste à déterminer les paramètres a_0 , a_1 , a_2 , de la relation (3). Pour cela, on obtient les équations résultant des expériences. On a 4 équations avec 3 inconnus :

$$y_1 = a_0 + a_1x_{1min} + a_2x_{2min}(4)$$

$$y_2 = a_0 + a_1x_{1max} + a_2x_{2min}(5)$$

$$y_3 = a_0 + a_1x_{1min} + a_2x_{2max}(6)$$

$$y_4 = a_0 + a_1x_{1max} + a_2x_{2max}(7)$$

Dans le cas où on dispose d'un nombre d'équations supérieur au nombre d'inconnues à déterminer, on fait appel, en général, aux méthodes d'approximations des fonctions comme l'approximation par la méthode des moindres carrées. Ces méthodes sont basées sur les techniques statistiques de régression multiple qui font intervenir le calcul des moyennes, des variances et covariances. L'algorithme de Yates propose un plan d'expériences qui permet la détermination des paramètres de l'approximation linéaire.

a.1-Algorithmme de Yates

L'algorithme de Yates permet de déterminer facilement un plan d'expérience mettant en évidence les effets moyens de chacun des facteurs [4].

On s'intéresse toujours à un plan 2^k et à un modèle polynomial du premier degré de la forme :

$$Y = a_0 + a_1x_1 + \dots + a_kx_k(10)$$

Pour k variables (ou facteurs), la matrice d'expérience comporte k colonnes et 2^k lignes. On alterne les -1 et le +1 toutes les lignes pour la première colonne, toutes les deux lignes pour la seconde colonne, toutes les quatre lignes pour la troisième, etc. Plus généralement:

- Toutes les colonnes commencent par -1.
- On alterne les -1 et les +1 toutes les 2^{j-1} lignes pour la j^{eme} colonne.
- Nous allons illustrer l'algorithme de Yates par l'exemple numérique suivant.

a.1.1-Exemple numérique pour l'algorithme de Yates:

On considère une réaction chimique dont le rendement dépend de deux facteurs, la température et la pression. Le technicien décide d'effectuer un plan d'expérience avec le domaine expérimental suivant :

	Niveau bas:-1	Niveau haut:+1
Température: Temp	20°C	40°C
Pression:Pres	1bar	2bars

Tab1 : tableau de données

La réponse Y étudiée, rendement de l'expérience, est donnée par le tableau suivant :

essai	Temp	Pres	Rép(%)
1	-1	-1	10
2	+1	-1	20
3	-1	+1	30
4	+1	+1	40

Tab2 : tableau du rendement expérimental

Sachant que l'on adopte un modèle polynômial linéaire par rapport aux coefficients, déterminer une estimation ponctuelle de chacun des effets principaux du modèle et écrire l'équation du modèle. On peut trouver les effets des différents facteurs en combinant les équations (4,5,6,7) dans les relations codées par l'algorithme de Yates.

Nous allons utiliser la méthode des moyennes suivante:

$$effet a_0 = \frac{\sum y_+}{n_+} - \frac{\sum y_-}{n_-}$$

$$effet a_1 = \frac{y_3 + y_4}{2} - \frac{y_1 + y_2}{2}$$

$$effet a_2 = \frac{y_2 + y_4}{2} - \frac{y_1 + y_3}{2}$$

Ces relations se traduisent dans notre cas par

$$a_1 = \frac{y_3 + y_4}{2} - \frac{y_1 + y_2}{2} = \alpha - \beta \quad (8)$$

$$\alpha = 2a_0 + 2a_1x_{1min} + a_1x_{1max} + a_2x_{2min} + a_2x_{2max}$$

$$\beta = 2a_0 + 2a_1x_{1min} + a_2x_{2min} + a_2x_{2max}$$

$$\alpha - \beta = 2a_1 * (x_{1max} - x_{1min})$$

$$(x_{1min} - x_{1max}) * a_1 = \frac{\alpha - \beta}{2}$$

$$a_1 = \frac{\alpha - \beta}{2} * \frac{1}{x_{1min} - x_{1max}}$$

$$y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 4a_0 + 2a_1x_{1min} + 2a_1x_{1max} + 2a_2x_{2min} + 2a_2x_{2max}$$

$$y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 4a_0 + 2a_1 * (x_{1min} + x_{1max}) + 2a_2 * (x_{2min} + x_{2max})$$

$$a_0 = \frac{y_1 + y_2 + y_3 + y_4}{4} \quad (9)$$

L'estimation de chacun des effets est :

$$a_0 = \frac{10 + 20 + 30 + 40}{4} = 25$$

$$a_1 = \frac{-10 + 20 - 30 + 40}{4} = 5$$

$$a_2 = \frac{-10 - 20 + 30 + 40}{4} = 10$$

Le modèle s'écrit :

$$Y = 25 + 5 \cdot \text{Temp} + 10 \cdot \text{Pres}$$

1.3- Les plans d'expériences numériques

1.3.1 -La Méthode Taguchi

La méthode de Taguchi vient pour enrichir les méthodes de plans d'expériences classiques en apportant une amélioration considérable aux plans factoriels complets et fractionnaires. Cela simplifie le protocole expérimental pour mettre en évidence les effets de facteurs sur la réponse. La méthode de Taguchi se distingue par une réduction importante du nombre d'essais, tout en gardant une bonne précision. Elle place le modèle comme un élément principale de la stratégie du plan d'expériences. L'expérimentateur choisit librement les facteurs et les interactions à étudier selon le modèle qu'il propose, en étroite adéquation avec ses objectifs. Ainsi, des écarts graduels à la valeur cible ne produisent pas des incréments proportionnels dans la perte (linéaires), mais plutôt des incréments au carré (dont le nom, quadratique). De ce fait, pour Taguchi (et cela rejoint à ce niveau le travail des autres statisticiens de la qualité), l'entreprise doit réduire la variation de ces processus afin d'atteindre la valeur cible.

Dans ce sens, de nombreux phénomènes complexes de l'industrie sont modélisés par des codes de simulation numérique sophistiqués comme outil de prévision, d'optimisation et de décision.

3- Les techniques de modélisation et les plans d'expériences numériques

Les techniques classiques des plans d'expériences comme les plans incomplets, les plans équilibrés, l'ANOVA; ne peuvent rendre compte de la complexité des systèmes et des processus aléatoires. Afin de réduire le nombre d'expériences pour réduire le coût de l'étude, il était nécessaire de développer des techniques de modélisation. Cela permet de représenter mathématiquement un phénomène en utilisant un nombre limité de paramètres. L'identification de ces paramètres peut se faire en utilisant un nombre réduit d'expériences.

D'autre part, la disponibilité des calculateurs a rendu possible des modèles et des techniques de simulation numériques permettant de prendre en charge des systèmes très complexes contenant un grand nombre de paramètres. La théorie des plans d'expérience

numérique répond parfaitement à ces besoins avec des méthodes ou techniques modernes comme la méthode du maximum de vraisemblance, les moindres carrés, les moindres carrés pondérés, l'estimation, la simulation, l'optimisation, les Réseaux de neurones, le datamining, krigeage, Analyse de sensibilité, la recherche opérationnelle, etc.

On présentera brièvement quelques techniques modernes impliquant les plans d'expériences numériques pour des problèmes de modélisation de systèmes ou processus complexes.

3.1- L'identification des systèmes

L'identification d'un système ou processus est définie comme la détermination, basée sur la connaissance des entrées et des sorties du système ou processus, d'un modèle appartenant à une classe spécifiée, équivalente au système ou processus.

L'identification d'un système ou processus c'est la détermination de son modèle mathématique sur la base des observations expérimentales entrées-sorties. Le traitement mathématique des réponses graphiques du système est appelé **IDENTIFICATION**. Le modèle obtenu est dit de conduite ou de représentation.

Principe d'identification ce fait en deux étapes:

- 1. Etape qualitative :** Sur la base d'une connaissance à priori du système à identifier, on fixe une structure du modèle comportant des coefficients inconnus.
- 2. Etape quantitative :** Elle consiste à la détermination des coefficients inconnus du modèle de façon que la différence entre les N sorties réelles du système et celles du modèle soit minimale selon un critère donné qu'on résout par un algorithme d'identification.

3.1.1-Techniques d'identification :

- **Différents type de modèle :**

On distingue deux types de modèles:

a- Modèle « boîte noire»

Le modèle boîte noire constitue la forme la plus primitive du modèle mathématique, il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou observations ; il peut avoir une valeur prédictive dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative de la structure physique du système [7].

b- Modèle de connaissance :

A l'opposé du modèle « boîte noire», le modèle de connaissance, que l'on pourrait qualifier de « boîte blanche», est issu de l'analyse des phénomènes physiques, chimiques, biologiques, etc., dont résulte la grandeur que l'on cherche à modéliser. Ces phénomènes sont mis en équation à l'aide des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle. Ces modèles sont beaucoup plus riches de signification que les modèles de représentation « boîte noire » et contiennent toutes les informations utiles sur les processus. Ils sont, par contre, beaucoup plus onéreux et difficiles à obtenir [7].

3.1.2-La méthode générale d'identification des systèmes et processus

Elle consiste à exciter avec des signaux d'entrée connus, le système à identifier : en vue d'analyser la réponse pour la comparer avec des modèles de références. Cela s'effectue en considérant des modèles paramétriques ou non paramétriques permettant de comparer le signal expérimental de sortie avec celle des modèles tout en minimisant une certaine fonction d'erreur. L'algorithme d'identification corrige et ajuste les paramètres en vue de minimiser la fonction d'erreur. La Figure 5 représente un schéma général d'identification d'un système. $U(t)$ représente le signal d'entrée qui excite à la fois le système à identifier et le modèle proposé. $y_s(t)$: le système, $y_m(t)$: le modèle, ε : l'erreur.

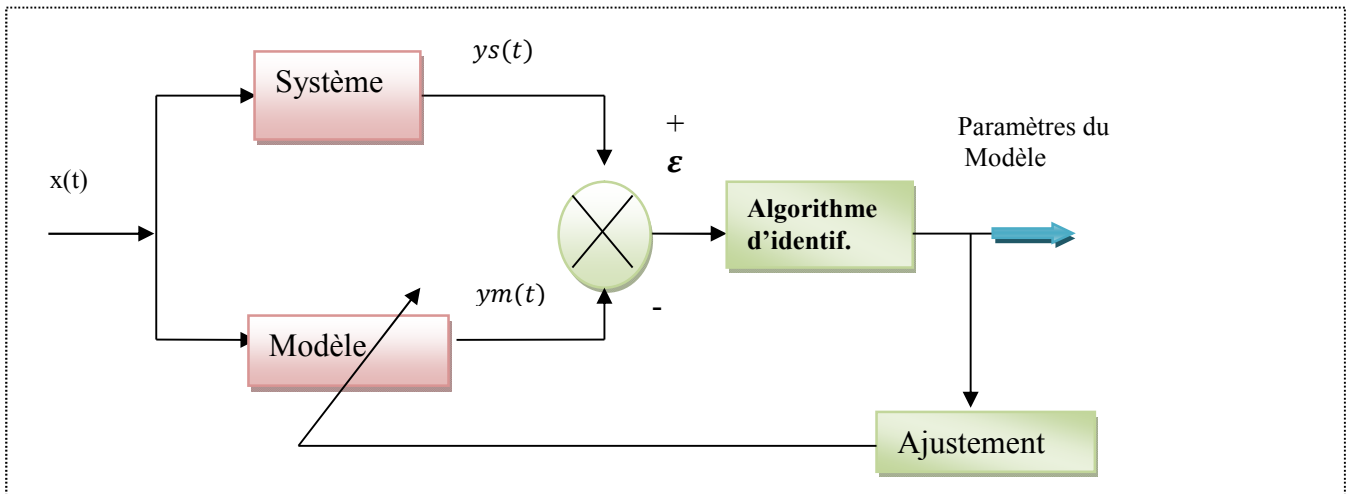


Figure 5: schéma général d'identification d'un système

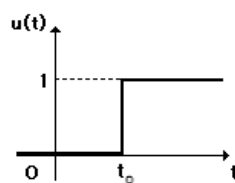
a-Exemple d'identification inspiré du [3]

Soit la Fonction échelon unité (Distribution d'Heaviside) $u(t)$

On appelle fonction échelon unité associée à t_0 , la fonction du temps notée $u(t-t_0)$ et définie par

$$u(t-t_0) = \begin{cases} 1 & \text{si } t > t_0 \\ 0 & \text{si } t \leq t_0 \end{cases}$$

Elle est représentée dans la Figure 2.1.



Fonction échelon unité

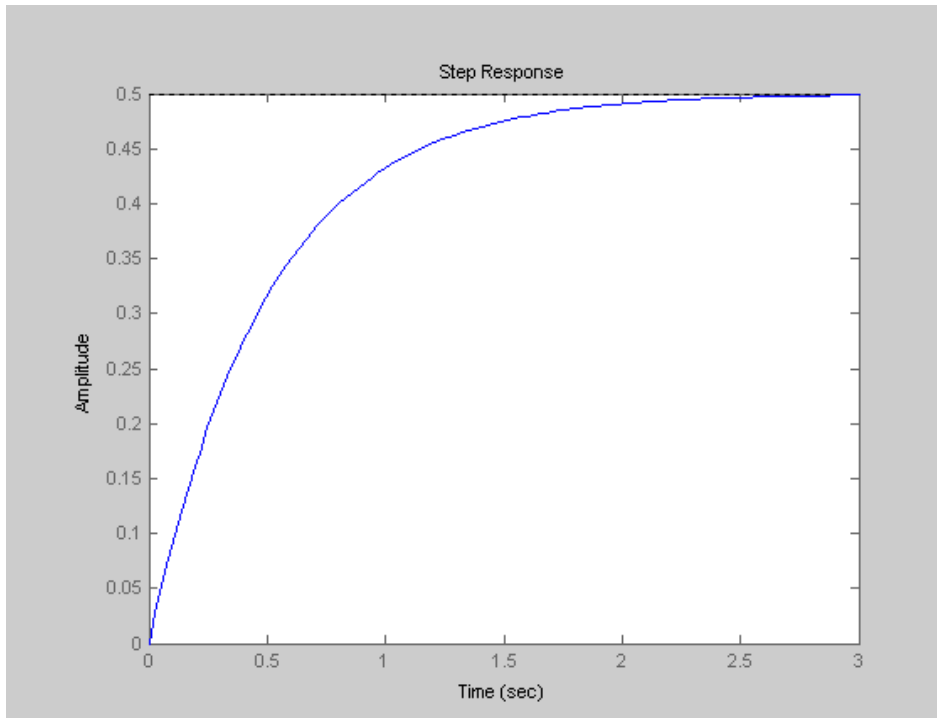


Figure 6: réponse temporelle d'échelon pour un filtre du premier ordre

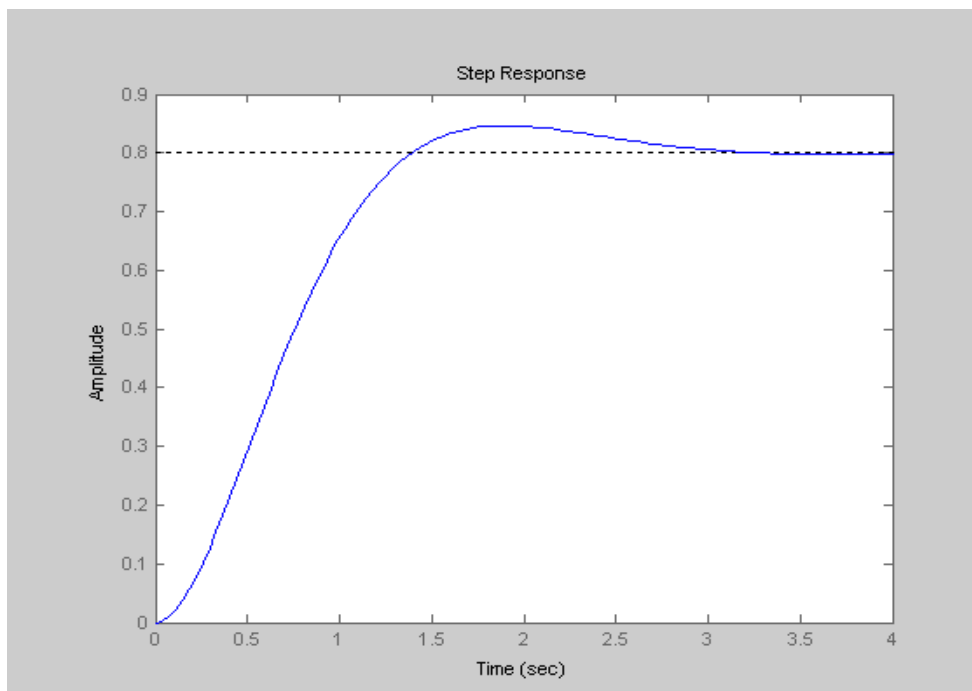


Figure 7: réponse temporelle d'échelon pour un filtre du second ordre

On donne deux méthodes modernes : le krigeage qui est paramétrique et les réseaux de neurones pour les problèmes non paramétriques.

3.2- Krigeage

Le krigeage est une technique des plans d'expériences qui porte un nom dérivé de Gerhardus Danie Krige, un ingénieur minier sud-africain qui a présenté cette technique dans sa thèse de

maîtrise en 1951. Ces idées ont ensuite été formalisées par le mathématicien français Georges Matheron en 1962, [8].

Le krigeage est une méthode géostatistique qui permet l'estimation de valeurs locales en considérant l'organisation spatiale des variables étudiées. C'est donc une méthode d'interpolation qui peut générer des surfaces estimées à partir d'un échantillon de points géo-référencés. Lorsque l'on aborde l'étude de processus biologique, nous rencontrons souvent des modalités d'organisations partiales fortement structurées. Par rapport à d'autres méthodes d'interpolation telles les inverses de la distance, le krigeage se distingue par ses caractéristiques d'estimation non-biaisée et d'estimation d'une variance associée

- Krigeage a deux aspects :
 - a) la quantification de la structure spatiale des données (appelée variographie)
 - b) la prévision des valeurs à des points inconnus (interpolation ou extrapolation).

Idée de base :

*A priori, la valeur attendue pour une variable Z ne devrait pas varier avec la latitude et la longitude : la valeur de Z est constante dans toute la région mais cette valeur n'est pas nécessairement connue.

*Or, on constate en général, une certaine variabilité dans les valeurs pour Z aux différents points : cela peut être considéré cela comme une déviation locale de la structure globale
 ***structure locale ou résiduelles ou encore erreur.

Les géostatisticiens décomposent la valeur z_p de Z en un point p en un terme lié à la structure globale α et un terme lié à la structure locale ε_p .

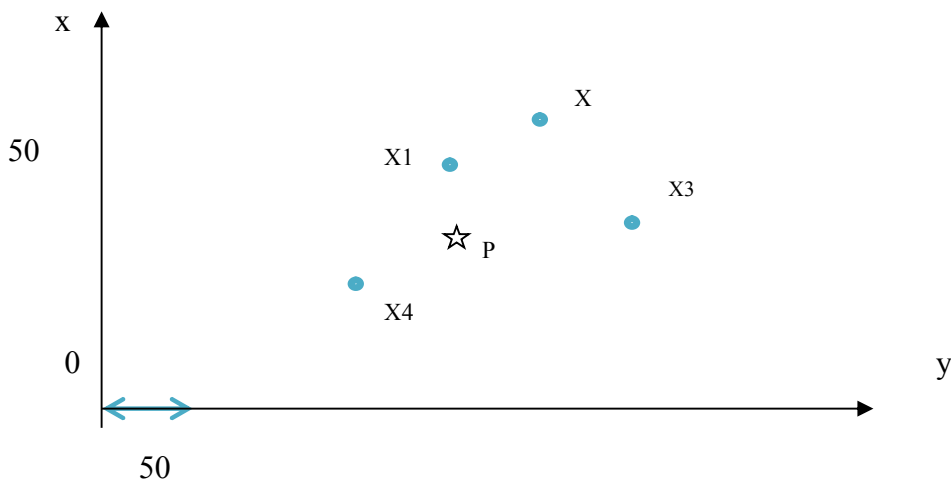
$$z_p = \alpha + \varepsilon_p$$

Le problème consiste à trouver les w

$$z_p' = \alpha + \varepsilon_p = \sum_{i=1, \dots, N} \alpha + w_i z_i$$

a-Exemple d'interpolation

• Les données



- Le variogramme théorique

$$y(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & \text{nugget} \\ \sigma^2 & \end{cases} + \lambda \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 \right] \begin{matrix} \text{pour } |\mathbf{h}| = 0 \\ \text{pour } < |\mathbf{h}| \leq \text{portée} \\ \text{pour } |\mathbf{h}| > \text{portée} \end{matrix}$$

- Calcul de la matrice

$$C_{1,2} = C_{2,1} = C_0 + C_1 - \gamma(50\sqrt{2}) = 9,84$$

$$C_{1,3} = C_{3,1} = (C_0 + C_1) - \gamma[\sqrt{(150)^2 + (50)^2}] = 1,23$$

.

.

$$C_{1,p} = (C_0 + C_1) - \gamma(50) = 12,66$$

$$C_{2,p} = (C_0 + C_1) - \gamma[V(100)^2 + (50)^2] = 4,98$$

$$C_{3,p} = (C_0 + C_1) - \gamma(150) = 1,72$$

- Inversion de la matrice (laissons faire la machine ...)

$$w_1 = 0,518 \quad w_2 = 0,089 \quad w_3 = 0,022 \quad w_4 = 0,371$$

- Calcul de l'estimation

$$z'_p = 0,518 z_1 + 0,022 z_2 + 0,089 z_3 + 0,371 z_4$$

Où z_1 est la valeur relevée en x_1 , z_2 est la valeur relevée en x_2 etc.

Il est facile de vérifier que pour un point de l'échantillon, la résolution du système fournit un poids égal à 1 pour ce point et un poids nul pour tous les autres.

- Les valeurs estimées présentent une dispersion moindre que les valeurs vraies.

- La moyenne des estimations est à peu égale à la moyenne réelle sauf si on ne prend que une zone où l'estimation est supérieure à un certain seuil -> on ne trouve pas nécessairement la bonne moyenne sur cette zone.

Il existe plusieurs solutions d'interpolation pour un même ensemble de données.

- La qualité des résultats d'interpolation spatiale dépend de :

- L'exactitude, la quantité et la distribution spatiale des valeurs utilisées pour l'interpolation.

- L'efficacité du modèle d'interpolation utilisé à modéliser correctement le phénomène à l'étude.

3.3- Les techniques des Réseaux de Neurones

a- Historique des RN artificiels

Présentation

Le premier neurone formel est apparu en 1943. On le doit à Mac Culloch et Pitts (Figure8). Voici un schéma de leur modèle de neurone formel [9]:

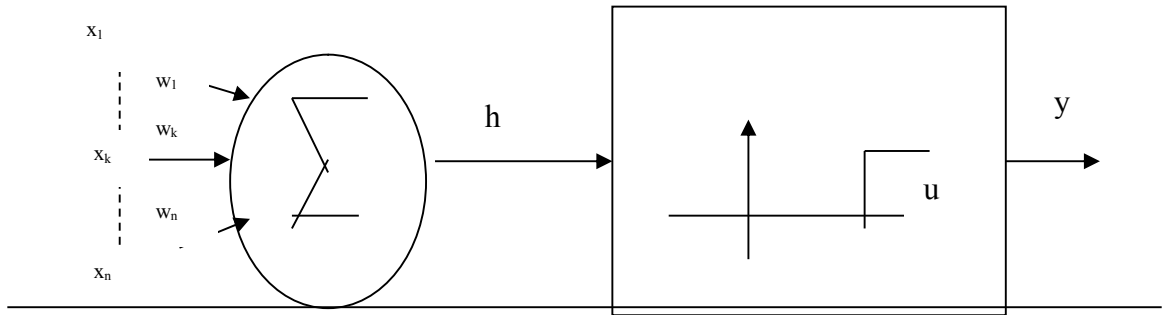


Figure 8: schéma d'un neurone

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même «valeur» (les connexions entre les neurones étant plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération).

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante : Pour un nombre compris entre $j (=1)$ et un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_n) , pondérées par les poids synaptiques (w_1, \dots, w_n) , et la comparer à son seuil θ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0, [9].

D'où la formule (avec $f =$ fonction seuil):

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta\right)$$

Quelques fonctions d'activation :

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil (a), mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de « McCulloch et Pitts » a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations, comme les fonctions linéaires par morceaux (b), des sigmoïdes (c) ou des gaussiennes (d) par exemples (Figure 9).

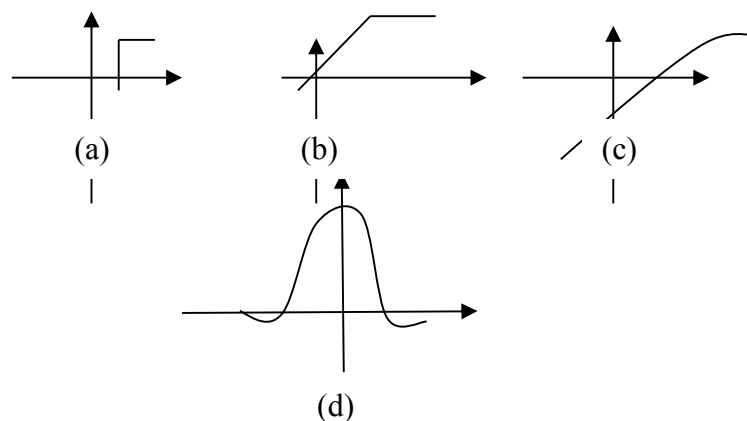


Figure 9 : les types de la fonction d'activation

b-Différents types de RN

1-Perceptron (récurrent, Sans rétro propagation) : Un réseau neuronal récurrent (RNN) est similaire à un MLP mais diffère en ce qu'il comporte également des connexions de rétroaction. Les résultats expérimentaux montrent que comme un MLP, ces réseaux effectuent aussi approximations fonction universelle. Les résultats expérimentaux montrent aussi que RNNs sont en mesure de se rapprocher des fonctions simples entre les trajectoires temporelles dans l'espace d'entrée et les trajectoires temporelles dans l'espace de sortie. Bien qu'ils constituent une généralisation de la MLP, personne n'a encore prouvé qu'ils soient approximations fonction universelle. Jusqu'à présent, la seule preuve vient de Funahashi, qui a prouvé que la RNN, à condition que suffisamment de neurones est présente, peut générer toute trajectoire de temps fini. La principale différence avec le MLP consiste en l'existence de connexions de rétroaction entre les neurones. Cela permet à ce type de réseaux de neurones pour afficher tous les types de comportements dynamiques, [9].

2-Réseaux à apprentissage non supervisé (Avec rétro propagation)

Dans ce type d'apprentissage non supervisé, les neurones sont en compétition pour être actifs. Ils sont à sortie binaire et on dit qu'ils sont actifs lorsque leur sortie vaut 1. Alors que dans les autres règles plusieurs sorties de neurones peuvent être actives simultanément, dans le cas de l'apprentissage compétitif, un seul neurone est actif à un instant donné. Chaque neurone de sortie est spécialisé pour « détecter » une suite de formes similaires et devient alors un détecteur de caractéristiques. La fonction d'entrée est dans ce cas, $h = b - \text{dist}(W, X)$ où b , W et X sont respectivement les vecteurs seuils, poids synaptiques et entrées. Le neurone gagnant est celui pour lequel h est maximum donc si les seuils sont identiques, celui dont les poids sont les plus proches des entrées. Le neurone dont la sortie est maximale sera le vainqueur et sa sortie sera mise à 1 alors que les perdants auront leur sortie mise à 0. Un neurone apprend en déplaçant ses poids vers les valeurs des entrées qui l'activent pour augmenter ses chances de gagner. Si un neurone ne répond pas à une entrée, aucun ajustement de poids n'intervient [9].

a-Exemple :

Considérons deux nuages de points du plan que l'on désire séparer en deux classes. x_1 et x_2 sont les deux entrées, w_{11} et w_{12} sont les poids du neurone 1 que l'on peut considérer comme les coordonnées d'un point « poids du neurone 1 » et w_{21} et w_{22} sont les poids du neurone 2. Si les seuils sont nuls, h_i sera la distance entre les points à classer et les points poids. La règle précédente tend à diminuer cette distance avec le point échantillon lorsque le neurone gagne. Elle doit donc permettre à chaque point poids de se positionner au milieu d'un nuage. Si on fixe initialement les poids de manière aléatoire, il se peut que l'un des neurones se positionne près des deux nuages et que l'autre se positionne loin de sorte qu'il ne gagne jamais. Ses poids ne pourront jamais évoluer alors que ceux de l'autre neurone vont le positionner au milieu des deux nuages. Le problème de ces neurones que l'on qualifie de morts peut être

résolu en jouant sur les seuils. En effet, il suffit d'augmenter le seuil de ces neurones pour qu'ils commencent à gagner [9].

Applications : ce type de réseau et la méthode d'apprentissage correspondant peuvent être utilisés en analyse de données afin de mettre en évidence des similitudes entre certaines données.

b-Application des RN à la reconnaissance vocale

La reconnaissance vocale est un outil important pour le contrôle et l'interaction avec des robots modernes. Toutefois, en raison de la nature complexe du signal vocal, la reconnaissance de la parole reste toujours une question difficile. La plupart des systèmes de reconnaissance vocale utilisent un processus d'apprentissage pour identifier la réponse correcte d'une commande vocale. Par rapport aux expériences de conception dans le cas de données discrètes, NN modèle peut être utilisé pour estimer la production de systèmes non linéaires dans le cas d'un procédé bruyant et sensible à divers paramètres tels que la reconnaissance vocale.

D'autre part, une enquête de la littérature concernant des demandes de NN appliqué à concevoir des expériences montre qu'ils peuvent être utilisés pour modéliser les processus bruyants [10,11] non linéaire et complexe.

Il existe différentes méthodes de reconnaissance de la parole de mots isolés utilisant des méthodes comme modèle de Markov caché [12,13], les modèles de mélange gaussien, VQ quantification vectorielle [14,15], et NN (MLP) [16,17], etc. En ce qui concerne, la NN, nous avons remarqué l'utilisation de la carte auto-organisatrice, Time Delay NN de Waibel [18], Perceptron et récurrente NN [19]. Le Perceptron multicouche (MLP) est d'une importance particulière pour la modélisation acoustique dans ASR [20].

D'autre part, une enquête de la littérature se rapportant aux demandes de NN appliqué à concevoir des expériences montre qu'ils peuvent être utilisés pour modéliser les processus bruyants [10,11] non linéaire et complexe.

4-Conclusion

Après une étude introductive et bibliographique sur les techniques classiques des plans d'expériences classiques suivant la théorie de Fisher 1825 et les techniques modernes des plans d'expériences numériques. Nous avons orienté cette étude vers les techniques en relation avec les problèmes que nous allons modéliser et résoudre.

Chapitre 2

Réseaux de Neurones pour la
reconnaissance de mots

2.1-introduction

Dans ce deuxième chapitre, nous présentons une double application des plans d'expériences numériques pour la reconnaissance vocale dédiée à la commande de robots.

La première application concerne la conception et l'implémentation d'un système de reconnaissance de la parole: reconnaissance de mots isolés. Compte tenu de la complexité de ce problème et de sa modélisation, les plans d'expérience classiques ne peuvent pas directement convenir; d'où l'appel à des techniques de plans d'expériences numériques d'apprentissage basé sur un modèle des réseaux de neurones. Nous présentons l'utilisation d'un Perceptron Multicouches des réseaux de neurones (MLP-RN) pour la reconnaissance vocale. Comme le MLP nécessite des mots de références, nous avons fourni ces références à l'aide d'un classificateur supervisé basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

Pour la deuxième application, nous avons exploité une approche expérimentale pour déterminer le nombre minimal de l'échantillon nécessaire pour assurer une bonne reconnaissance de chaque commande vocale dans la phase d'apprentissage.

Nous avons également cherché à établir une fonction d'approximation de l'évolution de l'apprentissage.

2.2 Généralités sur la Reconnaissance Vocale

Le domaine de la reconnaissance automatique de la parole (ASR) [20] est divisé en quatre zones: la reconnaissance de mots isolés reconnaissance de mots enchaînés, continue reconnaissance et compréhension de la parole avec un vocabulaire et une syntaxe limitée. Pour notre application; nous sommes préoccupés par la reconnaissance des mots isolées qui seront utilisés comme des commandes de robots. [10]

La reconnaissance de la parole reste toujours une question difficile. La plupart des systèmes de reconnaissance vocale utilisent un processus d'apprentissage pour identifier la bonne réponse d'une commande vocale. la modélisation du problème de la reconnaissance de la parole peut entrer dans le cadre des techniques des plans d'expériences numériques vu le nombre qui peut être très élevé de paramètres utilisées par les réseaux de neurones et dans la phase du processus d'apprentissage. Par rapport aux plans d'expériences dans le cas de données discrètes, NN modèle peut être utilisé pour estimer la sortie des systèmes non linéaires dans le cas d'un procédé bruyant et sensible à divers paramètres tels que la reconnaissance de la parole.

Dans ce contexte, une question intéressante concerne la réduction des données utilisées pour la phase d'apprentissage. Nous avons l'intention d'exploiter MLP-NN pour des expériences de conception afin de déterminer le nombre minimal dans un échantillon de réduire les données, le temps et le coût pour le processus de la phase d'apprentissage. L'estimation des mots de référence (commandes de robots) sont obtenus par un classificateur supervisé basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Ces références sont stockées dans des mots du dictionnaire et utilisés par le MLP de comparer un mot prononcé avec un désirée.

1. Approches:

Il existe deux approches permettant d'aborder la reconnaissance de la parole : l'approche globale et l'approche analytique [21].

Dans l'approche globale, l'unité de base est le mot : le mot est considéré comme une entité indivisible. Une petite phrase, de très courte durée, peut aussi être considérée comme un mot.

Dans l'approche analytique, on tente de détecter et d'identifier les composantes élémentaires de la parole que sont les phonèmes.

L'approche analytique permet de traiter de gros vocabulaires, alors que dans l'approche globale on est limité à des vocabulaires de petite ou moyenne taille.

Mais la méthode analytique a un grand inconvénient : l'extrême variabilité du phonème en fonction du contexte (effets de la coarticulation).

Le principe utilisé est illustré dans la figure 0.2. Il comprend deux phases :

- la phase d'apprentissage : on crée pour chacun des mots une ou plusieurs formes de référence qui sont rangées dans un dictionnaire (mots de référence) (Figure 10).
- la phase de reconnaissance : on identifie un mot inconnu à l'un des mots de référence rangés dans le dictionnaire (Figure 11).

Il y a deux opérations communes à la phase de reconnaissance et d'apprentissage : 1) analyse du signal acoustique, par exemple l'analyse spectrale par banc de filtres ; 2) traitement numérique {détection des limites du mot, compression temporelle, normalisation en amplitude et quantification}.

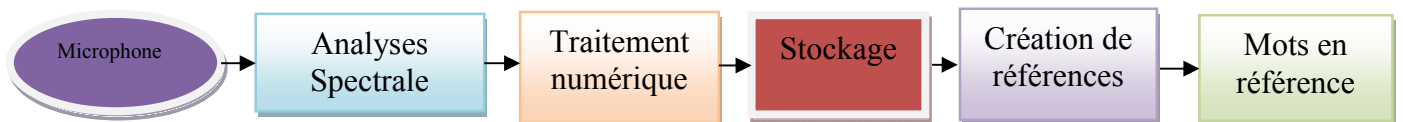


Figure 10 : *Phase d'apprentissage*

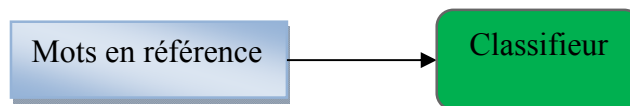


Figure 11 : *Phase de reconnaissance*

Le rôle du classifieur consiste à choisir le mot de référence le plus semblable au mot inconnu. Le choix est basé sur le calcul de la distance entre le mot inconnu et tous les mots de référence.

2.3- Travaux similaires et concurrents en RN

Selon la littérature, de nombreux chercheurs ont travaillé sur le sujet de la reconnaissance vocale utilisant les réseaux de neurones. Les réseaux de neurones sont déjà largement exploités dans les domaines de classification et reconnaissance de formes ou de la parole.

1) un article très important effectué par Joel Praveen Pinto [22] où les auteurs ont proposé une approche hiérarchique afin d'évaluer les probabilités conditionnelles des classes phonétiques utilisant " les Perceptrons multicouches (MLP)". L'architecture choisie est composée de deux classificateurs MLP en cascade. Le premier classificateur est entraîné de façon standard en utilisant des paramètres acoustiques tenant compte du contexte temporel sur une durée d'environ 90ms. Le deuxième classificateur MLP est entraîné à partir des probabilités conditionnelles des classes phonétiques (ou paramètres postérieurs) estimées par le premier classificateur, en tenant compte d'un contexte temporel plus long avoisinant 150-250 ms. Les auteurs montrent que le second classificateur MLP est simple puisqu'il contient un nombre limité de paramètres dans le modèle est peut être entraîné sur un ensemble plus petit de données.

2) Un deuxième travail qui est aussi important sous le thème reconnaissance vocale utilisant les réseaux de neurones effectué par Pablo Zegers en 1998 [23].

Ce travail est en relation directe avec notre idée de la reconnaissance vocale utilisant les réseaux de neurones ; Pablo Zegersle développement de la reconnaissance vocale est principalement basée sur des techniques statistiques qui travaillent sous des hypothèses très spécifiques. Un système de reconnaissance vocale composée de deux blocs distincts, un extracteur de caractéristique et un Recognizer. Le bloc Feature Extractor utilise un codeur LPC Cepstre standard, ce qui traduit le discours entrant dans une trajectoire dans l'espace caractéristique LPC Cepstre, suivie d'une organisation Plan Soi, qui adapte l'issue du codeur, afin de produire des représentations de trajectoires optimales de mots dimension réduite longs espaces. Designs des blocs de Recognizer basé sur trois approches différentes sont comparés. La performance des modèles, Perceptron multicouches et récurrentes réseaux de neurones en fonction de reconnaissance est testée sur un petit problème de reconnaissance de mots isolés dépendant du locuteur. Les résultats expérimentaux indiquent que les trajectoires sur ces espaces de dimensions réduites peuvent fournir des représentations fiables des mots parlés, tout en réduisant la complexité de la formation et le fonctionnement de la Reconnaissance. La comparaison entre les différentes approches à la conception des modules de reconnaissance menées ici donne une meilleure compréhension du problème et ses solutions possibles. Une nouvelle procédure d'apprentissage qui optimise l'utilisation de l'ensemble de la formation est également présentée. Adaptation optimale des trajectoires, nouvelle aperçu de l'utilisation des réseaux de neurones dans cette classe de problèmes, et un nouveau paradigme de la formation pour la conception de systèmes d'apprentissage sont les principales contributions de ce travail.

**Ces travaux confirment avec un pourcentage de 62% que la méthode des RN est la plus précise.

2.4- Le système initial de reconnaissance de mots

Le principe utilisé pour la plupart des systèmes de reconnaissance de mots peut être illustrée à la figure 1. Il comprend deux phases: la phase de reconnaissance et de la phase d'apprentissage. La phase d'apprentissage consiste à créer une liste de mots qui sont stockés dans un dictionnaire en tant que mots de référence. La phase de reconnaissance consiste en l'identification d'un mot inconnu parlée à l'un des mots de référence stockés dans le dictionnaire.

Nous avons mis en place un système de reconnaissance de mots basé sur la procédure suivante. Tout mot prononcé devrait être traité comme suit: toute parole qui est un signal acoustique continu se traduit par le microphone en un signal électrique continu. Ce signal électrique continu est ensuite numérisé (échantillonné) par la carte son. Certaines opérations numériques sont appliquées, telles que la préaccentuation, l'analyse de courte durée de Fourier (FFT), spectre de puissance, intégration de la banque de filtre (le filtre de Mel), compression logarithmique, transformant Discret Fourier. La sortie finale est un jeu de coefficients qui sont appelés coefficients Cepstral MFCC [11]. La technique de VQ-LBG est utilisée pour réduire les données à partir de MFCC (12 * 128) à (12 * 32 coefficients). La figure 2 montre la forme électrique de la parole START ainsi que sa représentation comme MFC coefficients et de leur compression en centres de gravité.

L'estimation des mots de référence (commandes de robots) sont obtenus par un classificateur supervisé basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Ces références sont stockées dans des mots du dictionnaire et utilisés par le MLP à comparer avec un mot prononcé.

2.5- MLP développé pour la reconnaissance des mots

La technique de MLP est utilisée dans plusieurs domaines tels que la classification, la reconnaissance des formes (image, voix, objets...) et le contrôle de processus.

Une enquête de la littérature se rapportant aux demandes de NN appliqué à concevoir des expériences montre qu'ils peuvent être utilisés pour modéliser les processus bruyants, en peut citer:[14 ; 15 ; 16]

Dans notre travail, on a remplacé le classificateur par un MLP pour la reconnaissance vocale [10,15,18]. Le rôle du classificateur MLP est de sélectionner le mot de référence le plus proche par rapport à un mot inconnu.

$$\text{mse}(N) = \frac{\sum (a_{ij}^* - a_{ij})^2}{N}$$

Le choix est basé sur le calcul de la distance entre le mot inconnu et tous les mots de référence (plus proche voisin) [15,16]. Le schéma d'un système de reconnaissance vocale est donné dans la figure 12.

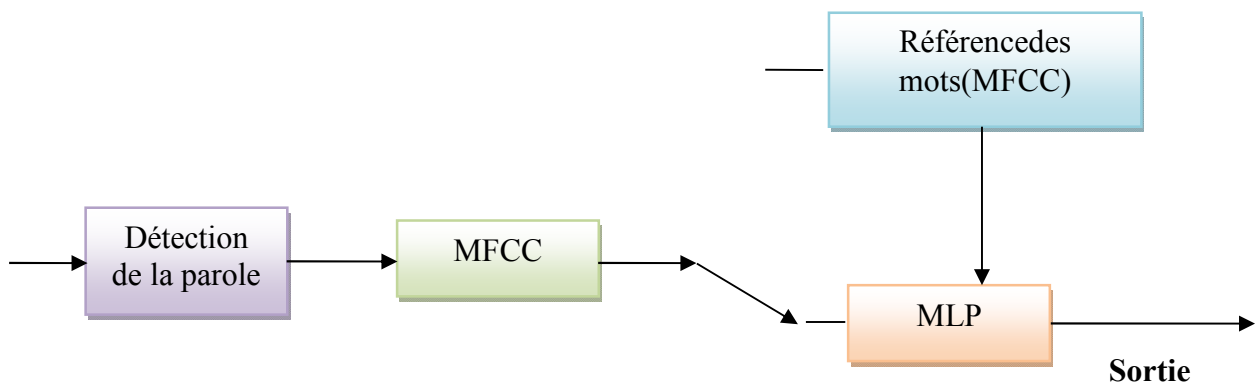


Figure 12 : Système de reconnaissance vocale

Pour notre système de reconnaissance de la parole, on a choisi une résolution FFT de 1024 points. Le résultat est une matrice de coefficients MFCC dimension $12 \times j$, où la valeur de j dépend de la durée de la parole, à la fréquence d'échantillonnage de la carte son et de la résolution de la FFT. Le système est testé sur un dictionnaire de quatre commandes (démarrage, arrêt, haut, bas). La matrice MFCC est comprimé dans une matrice de (12×32) coefficients centroïde .Pour les commandes données; nous avons les dimensions suivantes (tableau 1):

Commande	MFCC	MLP
START	12×128	12×32
STOP	12×128	12×32
UP	12×128	12×32
DOWN	12×128	12×32

Tab.3. matrice de dimensions MFCC et MLP

La mise en œuvre du MLP a été réalisée en utilisant la boîte à outils de logiciel Matlab NN. Notre MLP est un format NN; il est composé d'une couche d'entrée et une couche de sortie avec une couche cachée entre les deux (figure 13). Les données d'entrée du MLP sont MFCC qui est enregistrées dans un fichier sous la forme d'une matrice nommée "sepstr.mat". Le MLP utilise $12 * 32$ neurones pour la couche d'entrée. Le mot de référence a été déterminé à partir de la procédure précédente. Une formation a été adopté supervisé comparant mots parlés réels avec ceux stockés sur le dictionnaire. Après la réalisation du processus d'apprentissage, la couche cachée dérivé de l'outil Matlab est constitué de 32 neurones obtenir. La couche de sortie est constituée de 4 neurones qui correspondent aux termes de référence stockées sur le dictionnaire (START, STOP, HAUT, BAS).

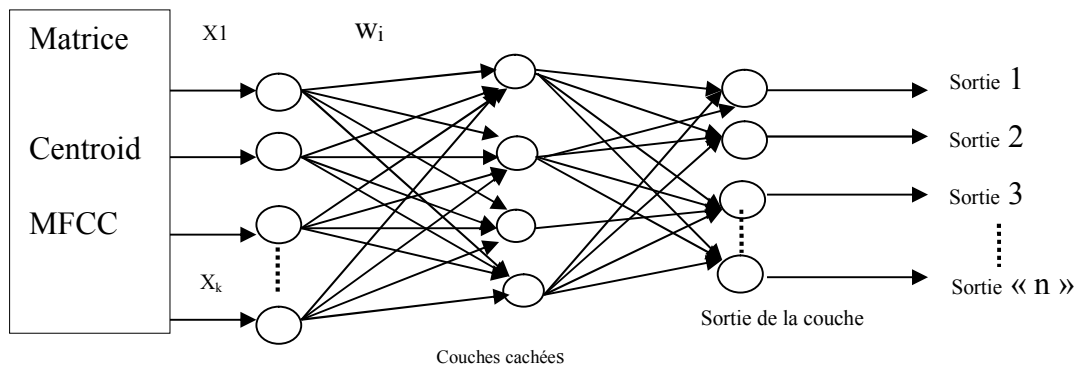


Figure 13 : MLP classifieur

Figure 13 présente un MLP classifieur sous un schéma classique qui contient une couche d'entrée, couche cachée, et une couche de sortie; chaque couche contient un nombre différent de neurones.

2.6- Résultats Expérimentaux

Il est important d'analyser l'évolution et la convergence du processus d'apprentissage en ce qui concerne le nombre d'expériences. Pour obtenir une estimation du nombre minimal requis d'éléments dans un des tests d'apprentissage pour un mot de référence donnée au cours de la phase d'apprentissage; nous avons adopté une approche expérimentale. Ceci conduit à réduire le temps de calcul. Sous logiciel Matlab, la phase d'apprentissage pour le MLP a été testée comme suit. Chaque test d'apprentissage correspond à un certain nombre d'essais N d'expériences d'apprentissage en utilisant le même mot. Pour chaque mot de référence, l'erreur quadratique moyenne des MFCC est calculée par rapport au nombre d'essais que N.

$$mse(N) = \frac{\sum (a_{ij}^* - a_{ij})^2}{N}$$

En utilisant le même mot. Pour le test d'apprentissage différent, le MSE (N) est enregistré. D'autre part, on a appliqué différentes fonctions approximations afin d'obtenir une forme appropriée de l'évolution du processus d'apprentissage. En conséquence, nous avons remarqué que le rapprochement la plus appropriée du processus d'apprentissage est une fonction bi-exponentielle sous la forme de: $f(x) = a * \exp(b * x) + c * \exp(d * x)$.

Nous présentons graphiquement deux exemples illustrant le processus. Procédé d'apprentissage premier exemple montre l'évolution du processus d'apprentissage par rapport au nombre d'essais pour le mot STOP. Figure 14-a montre le signal électrique du mot STOP. Le tableau 2 montre les résultats expérimentaux de 9 tests d'apprentissage en ce qui concerne le nombre d'essais pour le mot STOP.

Tests d'apprentissage	mse(N)	N(essais)
1	0,9094	10
2	0,3313	23
3	0,1686	36
4	0,1195	41
5	0,0674	54
6	0,0490	56
7	0,0244	61
8	0,0209	59
9	0,0191	60

Tab.4. Des essais expérimentaux d'apprentissage MSE (N)

Comme le montre la figure 14-b, l'analyse de ces expériences montre que l'erreur quadratique moyenne (N) diminue avec le nombre d'essais ; améliorant ainsi le processus d'apprentissage. Pour l'exemple à portée de main, la fonction bi-exponentielle approximation est donnée par la courbe boîte à outils de montage de Matlab Software as :

$f(x) = a \cdot \exp(b \cdot x) + c \cdot \exp(d \cdot x)$ avec les coefficients suivants : $a = 2.019^e+004$ (-2.852^e+014 , 2.852^e+014)

$b = -0.0634$ (-5413 , 5413)

$c = -2.019^e+004$ (-2.852^e+014 , 2.852^e+014)

$d = -0.0634$ (-5413 , 5413)

(avec 95% les limites de confiances), Qualité de l'ajustement : SSE(0.01536), R-Carré (0.984), R-carré ajusté (0.9787), RMSE(0.04131).



Figure 14-a. exemple du mot STOP parlé

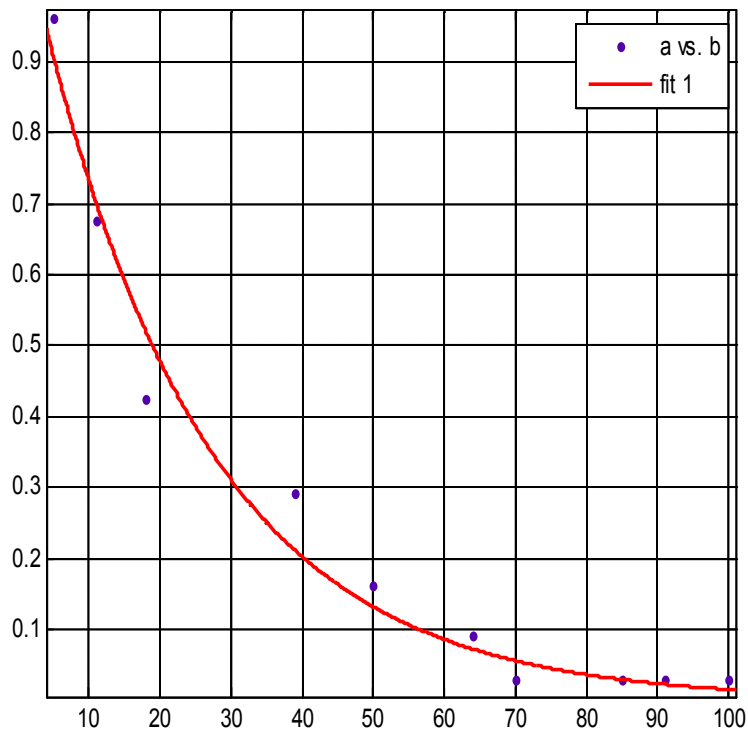


Figure14-b. la distribution d'erreur mot STOP avec la croissance du nombre d'essai

Le deuxième exemple concerne le processus de formation pour identifier le mot UP par rapport au nombre d'essais. Nous avons utilisé 10 tests d'apprentissage. Comme le montre la figure 15, l'analyse de ces expériences montre que le MSE (N) diminue avec le nombre d'essais, la fonction bi-exponentielle approximation est donnée par la courbe boîte à outils Matlab Montage de logiciel que les coefficients suivants :

Modèle générale : $\text{Exp2} : \mathbf{f(x)} = \mathbf{a \cdot \exp(b \cdot x) + c \cdot \exp(d \cdot x)}$

$a = 2.073 \times 10^{-8}$ (-6.453×10^{-6} , 6.495×10^{-6})

$b = 0.1348$ (-3.013 , 3.282)

$c = 1.129$ (0.9298 , 1.329)

$d = -0.04309$ (-0.05608 , -0.03011)

(avec 95% les limites de confiances), Qualité de l'ajustement : SSE(0.02093), R-carré (0.9778), R-carré ajusté (0.9667), RMSE(0.05906).

Nombred'éléments	ERREUR
10	0,9021
20	0,0313
36	0,1523
41	0,2005
54	0,0654
56	0,0425
61	0,0254
59	0,0207
60	0,0192

Tab.5. Des essais expérimentaux d'apprentissage MSE (N)

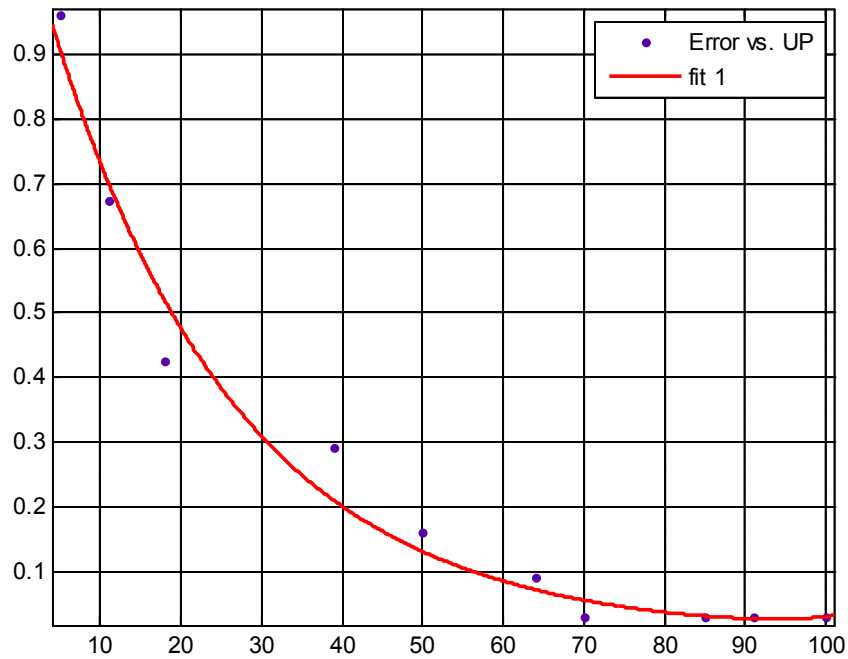


Figure 15 : la distribution d'erreur du mot UP avec la croissance du nombre d'essai

Après avoir testé expérimentalement le MLP avec quelques commandes de robots parlées (démarrage, arrêt, haut, bas), nous avons remarqué que ce nombre minimal dépend de la structure de la parole elle-même, sur le haut-parleur, l'équipement utilisé et sur le bruit de l'environnement.

On prend quelques exemples pour 9 tests (11, 23, 36, 41, 54, 56, 59, 60, 61) de la Figure 16.

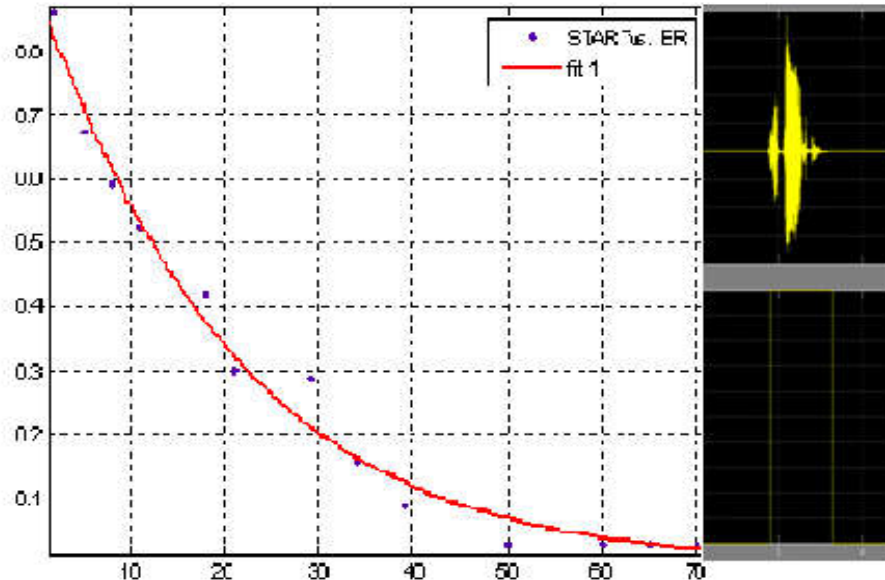


Figure 16: la distribution d'erreur du mot START avec la croissance du nombre d'essai

Coefficients (avec 95% les limites de confiance):

Qualité de l'ajustement : SSE=0.01536, R-carré: 0.984, R-carré ajusté: 0.9787, RMSE: 0.04131, de la Figure17, nous remarquons que l'erreur se stabilise à partir de E61.

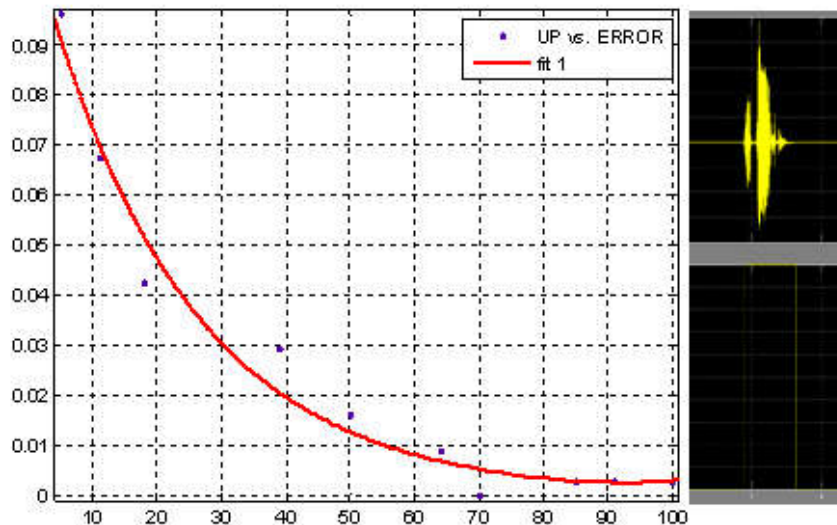


Figure 17: distribution de l'erreur du mot UP avec la croissance du nombre d'essais

modèle générale: Exp2 : $f(x) = a \cdot \exp(b \cdot x) + c \cdot \exp(d \cdot x)$

Coefficients (avec 95% les limites de confiances), Qualité de l'ajustement:

SSE: 0.0002326, R-carré: 0.9757, R-carré ajusté: 0.9636, RMSE: 0.006227

2.7- Discussion avec les articles sur le nombre d'expériences

Selon la littérature, dans cette séquence on présente une discussion de comparaison entre notre travail de la reconnaissance vocale utilisant les techniques de réseaux de neurones et des travaux très similaires et concurrent dans la même idée.

On parle particulièrement de l'article intitulé « la reconnaissance vocale utilisant les réseaux de neurones artificiels » rédigé par Nidhi Srivastava, [27].

L'auteur a utilisé la VOICEBOX reconnaissance processus toolbox pour l'expérimental. Il calcule 12 coefficients cepstraux MFCC pour qu'ils seront des entrées du réseau de neurone.

Après la réalisation du réseau, l'auteur confirme que les réseaux de neurones sont la meilleure méthode pour la reconnaissance vocale, il a utilisé le toolbox des réseaux de neurones implémenté sous Matlab pour créer, entraîner et simuler le RN et l'erreur quadratique.

Notre système contient Une couche d'entrée constituée de $12 * 32$ neurones pour la couche d'entrée. Le mot de référence a été déterminé à partir de la procédure précédente. Une formation a été adopté supervisé comparant mots parlés réels avec ceux stockés sur le dictionnaire. Après la réalisation du processus d'apprentissage, la couche cachée dérivé de l'outil Matlab est constitué de 32 neurones obtenir. La couche de sortie est constituée de 4 neurones qui correspondent aux termes de référence stockées sur le dictionnaire (START, STOP, HAUT, BAS)

2.8- Conclusion

Nous avons présenté une technique expérimentale pour des expériences de conception pour estimer le nombre minimal qui doit composer un test d'apprentissage pour assurer une performance acceptable pour un processus d'apprentissage des réseaux de neurones supervisés dédiés à la reconnaissance de la parole utilisé pour les commandes du robot.

Nous avons d'abord mis au point un système de reconnaissance de mots à partir où toute parole est traitée et traduite en un ensemble de coefficients qui sont les coefficients Cepstral (MFCC). Ensuite, ces coefficients MFCC sont compressés pour centroïdes par l'algorithme VQ-LBG basé sur l'erreur quadratique moyenne.

Les réseaux neuronaux sont une technique pour analyser et faire une estimation de la sortie d'un système non linéaire dans le cas d'un processus aléatoire. Cependant; le MLP nécessite mots de référence. Pour chaque mot prononcé, sa référence a été obtenue en calculant la valeur moyenne de ses coefficients MFCC centroïdes. Ces mots de référence ont été utilisés comme modèles de mots pour former un apprentissage supervisé NN Type de MLP.

Nous avons testé expérimentalement le MLP avec quelques commandes de robots parlés et nous avons obtenu une estimation du nombre minimal requis d'éléments dans un test d'apprentissage pour assurer un processus d'apprentissage acceptable. Nous avons remarqué que ce nombre minimal dépend de la structure du mot parlé lui-même, sur l'équipement utilisé et sur le bruit de l'environnement. Nous avons remarqué que nous pouvons approcher le processus d'apprentissage par une fonction bi-exponentielle.

Chapitre 3

Résolution des équations
différentielles algébriques
pour le mécanisme bielle-
manivelle

3.1-Introduction

Les systèmes multi-corps mécaniques contraints peuvent être trouvés dans diverses applications scientifiques et technologiques telles que la robotique, la biomécanique de la locomotion, les moteurs de véhicules et les machines [29, 30, 31,32]. Certaines méthodes bien établies sont disponibles pour la modélisation de systèmes multi-corps mécaniques contraints tels que la formulation de Newton-Euler, le principe de Hamilton et les multiplicateurs de Lagrange, etc. [29,30].

Du point de vue mathématique, les modèles dynamiques des systèmes multi-corps contraints se répartissent en deux catégories principales: les équations différentielles algébriques (DAE) et les équations différentielles ordinaires (ODE). La différence entre ODE et DAE provient du choix des paramètres descriptifs utilisés et de la topologie des mécanismes. En particulier, les systèmes DAE sont soumis à des contraintes géométriques et physiques dans leurs mécanismes. [29,30].

Plusieurs techniques ont été proposées pour résoudre les systèmes DAE [33, 34, 35]. Une approche évidente consiste à différencier les contraintes une ou plusieurs fois par rapport au temps. Ensuite, pour remplacer les contraintes géométriques par leurs dérivées pour convertir le problème DAE en un problème ODE mathématiquement équivalent avant d'appliquer des méthodes d'intégration numérique bien connues. Cette approche correspond à la méthode de réduction d'indice. Cependant, le problème principal avec cette technique est que la solution numérique du système peut ne pas satisfaire les contraintes du problème DAE original en raison de la propagation d'erreurs connue sous le nom de phénomènes de dérive. Cela signifie que, en général, l'équivalence mathématique pure entre les problèmes DAE et ODE n'est pas nécessairement conservée par les procédures de calcul utilisées pour leur solution [35, 36].

Selon la littérature [36, 37], il existe deux principaux types de méthodes pour résoudre ce problème. Les méthodes de première classe visent à réduire la description du système à un nombre minimum de coordonnées en trouvant un ensemble de coordonnées indépendantes. Ce sont les méthodes de projection. Le système est décrit sous forme d'espace d'état. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer la réduction complète du système en une forme purement ODE, qui peut être obtenue au moyen du partage de coordonnées. La deuxième classe de méthodes consiste à réduire l'indice du problème initial. Il introduit des inconnus supplémentaires conduisant à augmenter le système d'origine puis à appliquer des techniques de stabilisation.

Nous considérons le modèle dynamique général des systèmes multi-corps obtenus au moyen de la formulation Euler-Lagrange en tant que problème DAE. Nous illustrons notre analyse et notre simulation par l'exemple du mécanisme du bielle-manivelle. En manipulant les équations de contraintes, nous dérivons un modèle DAE mathématiquement équivalent avec deux variables. Nous résolvons le problème DAE en utilisant une fonction Matlab dédiée aux systèmes ODE rigides (ode13s). Les comparaisons de nos résultats de simulation avec d'autres techniques seront présentées.

3.2-La formulation générale des systèmes multi-corps dynamiques

La formulation de Lagrange est adaptée à la modélisation de systèmes multi-corps mécaniques contraints. La modélisation nécessite de définir certains paramètres qui sont

utilisés pour la représentation du système. Ces paramètres sont des coordonnées qui permettent de décrire le positionnement et le mouvement du système.

3.2.1-Modèle Dynamique

Les équations de mouvement données par la formulation d'Euler-Lagrange sont un ensemble d'équations différentielles d'un second ordre associé à un ensemble d'équations de contraintes géométriques. Ils sont souvent exprimés sous la forme suivante d'un problème DAE [29,30, 36, 37]:

$$M(t, q, \dot{q}) \cdot \ddot{q} = -\Phi_q^T \cdot \lambda + F(t, q, \dot{q}) \quad (1)$$

$$\Phi(t, q) = 0 \quad (2)$$

Ici, q est un vecteur de coordonnées généralisées, \dot{q} est un vecteur de vitesses généralisées. $M(t, q, \dot{q})$ est la matrice de masse du système de dimension $(n \times n)$, Φ est un vecteur des équations de contraintes et λ est un vecteur des multiplicateurs de Lagrange [1, 2]. Φ_q est la matrice Jacobienne des contraintes. Φ_q^T est la transposée de la matrice jacobienne des contraintes. $F(t, q, \dot{q})$ le vecteur des forces généralisées (autres que les contraintes de forces). Pour déterminer une solution unique à ce problème, il est nécessaire d'ajouter des conditions initiales associées à l'ensemble des équations différentielles: $q(t_0) = q_0$ et $\dot{q}(t_0) = \dot{q}_0$. Ces conditions initiales doivent satisfaire la cohérence des contraintes et de leurs dérivés à tout instant.

3.2.2- Représentation de l'espace public

Une autre représentation équivalente commune du problème DAE précédent utilise les variables d'espace d'état (coordonnées de position p et vitesses v). Le problème DAE peut être écrit sous la forme suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dp}{dt} = v \\ M \cdot \frac{dv}{dt} = F - \Phi_q^T \cdot \lambda \\ \Phi(t, p, v) = 0 \end{array} \right. \quad (3)$$

Avec les conditions initiales: $p(0) = p_0$, $v(0) = v_0$. Les vecteurs donnés p_0 et v_0 , qui spécifient la configuration initiale et la vitesse initiale, sont choisis afin de satisfaire la cohérence des équations de contraintes et leurs dérivées.

$$\Phi(p_0) = 0$$

$$\Phi_q(p_0) \cdot v_0 = 0$$

3.2.3- Représentation DAE augmentée

Les systèmes DAE sont caractérisés par leur indice de différenciation qui est défini comme le nombre de différenciation des contraintes afin de transformer le problème DAE en équivalent mathématique ODE. Dans ce cas, le problème est index-3 [29-30, 34-37].

Réduire l'indice en dérivant deux fois les équations de contraintes, conduit à transformer le problème DAE de l'indice-3 en indice-1 comme suit.

Compte tenu des équations de contraintes de position: $\Phi(\mathbf{q}, t) = 0$

En dérivant une fois, on obtient les équations de contraintes de vitesse: $\Phi_{q^*} \cdot q^* = 0 \quad (4)$

En dérivant deux fois, on obtient les équations de contrainte d'accélération:

$$\Phi_{q^{**}} \cdot q^{**} = -(\Phi_{q^*} \cdot q^*)_{q^*} \cdot q^* - 2 \cdot \Phi_{q^*} \cdot q^* - \Phi_{tt} = \gamma \quad (5)$$

En couplant les équations de mouvement (1) avec les équations de contrainte d'accélération (5), nous pouvons obtenir le système DAE suivant:

$$\begin{bmatrix} M & \Phi_{q^*}^T \\ \Phi_{q^*} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q^* \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (6)$$

En supposant que la Jacobienne Φ_{q^*} possède une ligne de rang complet, on peut prouver que, parce que l'énergie cinétique d'un système est toujours positive, la matrice de coefficients du système linéaire ci-dessus est non-singulière [34-37]. Cela signifie qu'une solution unique existe. Nous avons un ensemble de n coordonnées généralisées, elles doivent satisfaire l'ensemble des contraintes m présentes dans le système:

$$\Phi(\mathbf{q}, t) = 0$$

Ce système augmenté (6) équivaut aux équations de Lagrange (1), si et seulement si les conditions initiales du problème satisfont les conditions des contraintes.

3.3- Modélisation dynamique du système bielle-manivelle

3.3.1- Sélection des variables et contraintes géométriques

La représentation graphique du mécanisme bidirectionnel bielle-manivelle est donnée dans la figure 18. Il est constitué de deux corps mobiles: la manivelle (longueur l_1 , masse m_1 , moment d'inertie J_1) et le coupleur (longueur l_2 , Masse m_2 , Inertia J_2). La manivelle à une masse m. Pour conduire le système, l'effort externe (Mom) est exercée à la base de l'élément de manivelle (point A), la manivelle tourne en direction de la bielle pour se déplacer de gauche à droite dans la direction x. Nous serons intéressés par la motion de la bielle.

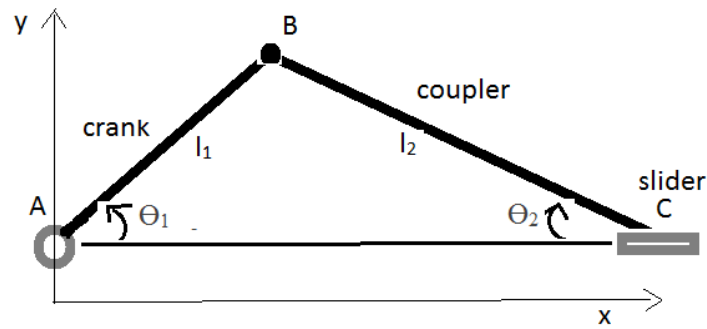


Figure 18: Mécanisme de bielle-manivelle

Pour décrire la topologie et la dynamique du système, nous pouvons utiliser des coordonnées absolues ou des coordonnées relatives qui sont des articulations. Cette sélection affecte le nombre et la nature des équations. En principe, nous n'avons besoin que d'une coordonnée telle que θ_1 , mais comme il n'y a pas de connexion évidente entre θ_1 et la configuration complète du mécanisme, nous introduisons d'autres coordonnées.

Généralement, pour établir les équations de contrainte, un choix possible est les trois variables: les angles θ_1, θ_2 et le déplacement horizontal de la bielle x . Considérant le triangle ABC, on peut obtenir les deux équations de contraintes suivantes.

$$\Phi = \begin{bmatrix} l_1 \cdot \sin \theta_1 - l_2 \cdot \sin \theta_2 = 0 \\ l_1 \cos \theta_1 + l_2 \cdot \sin \theta_2 - x = 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$(8)$$

Nous constatons que nous avons deux variables indépendantes (θ_1, x) et une variable dépendante θ_2 . Étant donné que ces deux équations sont redondantes, afin de simplifier la formulation du problème, nous n'utilisons que la première équation de contrainte, la seconde étant déduite une fois que θ_1 et θ_2 sont déterminés.

3.3.2- Modèle dynamique du système bielle-manivelle

Selon la formulation d'Euler-Lagrange, le modèle dynamique du mécanisme du bielle-manivelle à deux côtés peut être formulé sous la forme d'un problème DAE de la forme générale suivante (1) et (2):

$$M(t, q, \dot{q}) \cdot \ddot{q} + \Phi_q^T \lambda = F(t, q, \dot{q})$$

$$\Phi(t, q) = 0$$

Pour décrire le système, plusieurs choix possibles de variables peuvent être sélectionnés [7-12]. Comme dans [10], nous avons sélectionné deux variables θ_1 et θ_2 . Ce choix permet de découpler les équations et de faciliter les expressions des dérivations de contraintes. Nous avons réduit le système de l'index-3 à l'index-1 en dérivant deux fois la contrainte. Les expressions obtenues $M(t, q, \dot{q})$ et $F(t, q, \dot{q})$ sont:

$$M(\theta_1, \theta_2) = \begin{bmatrix} l_1^2 \cdot (\frac{1}{4} m_1 + m_2 + m_3) + J_1 & -l_1 l_2 \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \cdot (\frac{1}{2} m_2 + m_3) \\ -l_1 l_2 \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \cdot (\frac{1}{2} m_2 + m_3) & l_2^2 \cdot (\frac{1}{4} m_2 + m_3) + J_2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$F(\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2) = \begin{bmatrix} -l_1 \cdot g \cdot (\frac{1}{2} m_1 + m_2 + m_3) \cdot \cos(\theta_1) - l_1 l_2 \cdot \dot{\theta}_2^2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2) \cdot (\frac{1}{2} m_2 + m_3) + Mom \\ l_2 \cdot g \cdot (\frac{1}{2} m_2 + m_3) \cdot \cos(\theta_2) - l_1 l_2 \cdot \dot{\theta}_1^2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2) \cdot (\frac{1}{2} m_2 + m_3) \end{bmatrix} \quad (10)$$

Reprenons la première équation de contrainte (7). En dérivant cette contrainte une fois w.r.t, on obtient l'expression :

$$\Phi_q^* q = l_1 \cdot \cos \theta_1 \cdot \dot{\theta}_1 - l_2 \cdot \cos \theta_2 \cdot \dot{\theta}_2 = [l_1 \cos \theta_1 \quad -l_2 \cos \theta_2] \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix} = 0 \quad (11)$$

D'où nous obtenons le Jacobien: $\Phi_q = [l_1 \cos \theta_1 \quad -l_2 \cos \theta_2]$ (12)

Et sa transposition: $\Phi_q^T = \begin{bmatrix} l_1 \cdot \cos \theta_1 \\ -l_2 \cdot \cos \theta_2 \end{bmatrix}$. (13)

Pour amener le problème dans l'index-1, nous devrions dériver deux fois l'équation de contrainte. Cela donne l'expression:

$$\Phi_{q,q}^{**} q = \gamma = -l_1 \cdot \sin \theta_1 \cdot \dot{\theta}_1^2 + l_1 \cdot \cos \theta_1 \cdot \ddot{\theta}_1 + l_2 \cdot \sin \theta_2 \cdot \dot{\theta}_2^2 - l_2 \cdot \cos \theta_2 \cdot \ddot{\theta}_2 \quad (14)$$

Les expressions (9), (10), (12), (13) et (14) sont utilisées pour obtenir le formulaire DAE augmenté (6).

Nous devons également ajouter les conditions initiales:

$$\theta_1(0) = \theta_{10}, \dot{\theta}_1(0) = \dot{\theta}_{10}, \theta_2(0) = \theta_{20}, \dot{\theta}_2(0) = \dot{\theta}_{20}.$$

3.4- Solution Numérique et simulation

3.4.1-Solution numérique

Pour résoudre le système (1) et (2), il faut prédire le mouvement du système (q (t); q̇ (t)), à partir d'une configuration initiale (q (t = 0); q̇ (t = 0)), En intégrant dans le temps les accélérations q̈ (t). La forme augmentée (6) correspond à un problème DAE index-1. Étant donné que ce système DAE contient des dérivées temporelles de second ordre, il doit être reformulé pour obtenir une représentation compatible avec les systèmes ODE [42-44]:

$$V(t, y) \cdot \dot{y} = f(t, y) \quad (15)$$

Avec les conditions initiales: y (t₀)=y₀

La technique de résolution nécessite d'augmenter le système en ajoutant d'autres variables et équations.

Si nous notons: $x = \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix}$

Et définissez le vecteur d'état comme suit: $y = \begin{pmatrix} x \\ * \\ x \\ ** \\ x \\ * \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \theta_1^* & \theta_2^* & \theta_1^{**} & \theta_2^{**} & \lambda \end{pmatrix}^T$

Alors, le problème augmenté peut s'exprimer sous la forme:

$$\begin{bmatrix} E & 0 & 0 & 0 \\ 0 & E & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} * \\ x \\ ** \\ x \\ *** \\ x \\ * \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} * \\ x \\ ** \\ x \\ ** \\ * \\ g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M \cdot x - Q_q^T \cdot \lambda - F \end{pmatrix} \quad (16)$$

Où V est une matrice diagonale mais singulière et E est une matrice (2 * 2). Sous cette forme, certains codes mis en place ont été dédiés à résoudre ce problème, à condition de donner des résultats cohérents avec les conditions Initiales:

$$y = \begin{pmatrix} \theta_{10} & \theta_{20} & \theta_{10}^* & \theta_{20}^* & \theta_{10}^{**} & \theta_{20}^{**} & \lambda_0 \end{pmatrix}^T \quad (17)$$

Pour résoudre ce problème, nous avons utilisé la fonction Matlab: ode15s [40,42, 43]. Elle intègre numériquement le système (15) qui est exprimé comme (16-17) d'un instants initial t0 à un temps final tf. Cette fonction présente de nombreux avantages par rapport à ode45. Elle est recommandée en cas de problèmes rigides d'ODE et DAE. Elle peut résoudre des problèmes de forme (16) avec une matrice V(t, y) qui est singulière, ce qui est notre cas. Elle peut vérifier et adapter la cohérence des conditions initiales.

Du point de vue algorithmique, ode15s est un solveur à ordre variable basé sur les Formules de Différenciation Numériques (NDF) [32]. En option, il utilise les formules de différenciation vers l'arrière (BDF, également connu sous le nom de méthode de Gear) qui sont généralement moins efficaces. Ode15s est un solveur multi-étapes [41-43].

3.4.2 - Simulation et résultats graphiques

La simulation a été effectuée avec les ode15s. Elle a été appliquée au double pendule et au mécanisme de bielle- manivelle. Les résultats obtenus ont été en accord avec ceux obtenus dans la littérature. Dans cette section, nous présentons sur la Figure 19 les résultats graphiques concernant le mécanisme bielle-manivelle: les évolutions temporelles de l'angle $\Theta_1(t)$ et du déplacement de la bielle $x(t)$. Nous notons que $x(t)$ a été calculé a posteriori après avoir calculé $\Theta_1(t)$ et $\Theta_2(t)$ de l'équation de contrainte (8) comme suit: $x = l_1 \cdot \cos \theta_1 + l_2 \cdot \sin \theta_2$

.Cette vérification a posteriori a assuré le respect des équations de contraintes pendant les calculs et assure ainsi la stabilité et la précision du solveur pour ces types de problèmes. Les paramètres choisis sont: $l1 = 0,2$; $L2 = 1$; $M1 = 1$; $M2 = 1$; $J1 = 1$; $J2 = 1$; $M = 1$; $Mom = 10$; $G = 9,81$.

Le vecteur des conditions initiales est:

$$y0 = [0.78 \operatorname{asin}((l1 / l2) * \sin(0.78)) \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] T.$$

Dans notre implémentation, la valeur initiale de $\Theta10$ est donnée, la seconde est calculée automatiquement au moyen de la première contrainte (7) comme:

$$\theta20 = \operatorname{asin}((l1 / l2) * \sin(\theta10))$$

Pour assurer la cohérence des équations de contrainte La matrice V est singulière et sa diagonale est: $\operatorname{diag}(V) = [1,1,1,1,0,0]$;

Les résultats de la simulation sont présentés sur les Figure 19 et Figure 20.

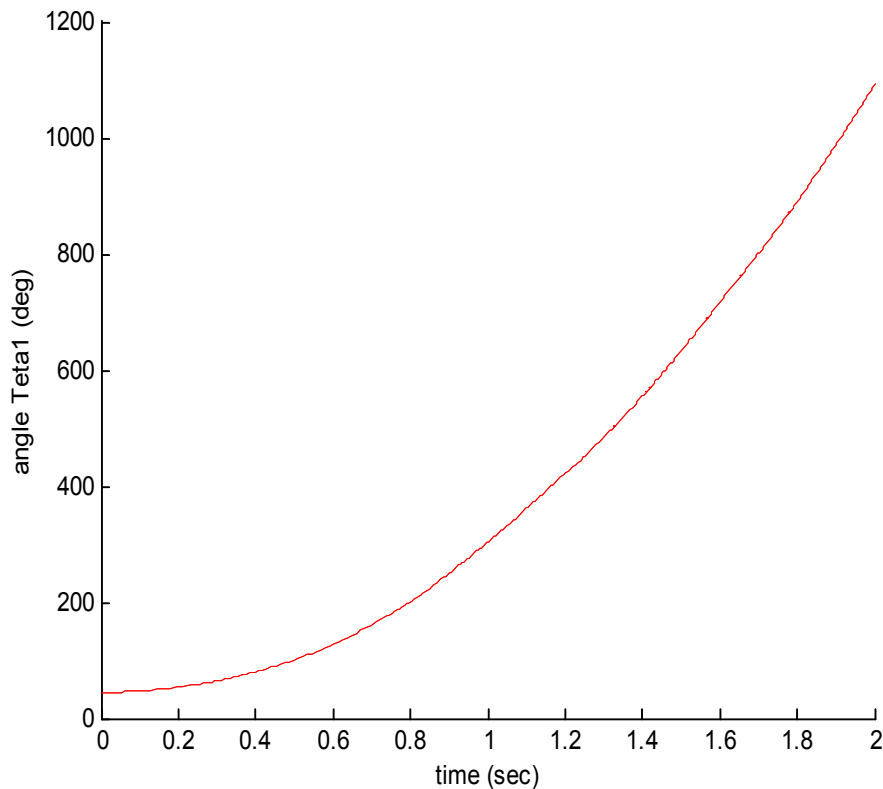


Figure 19: évolution temporelle de l'angle $\Theta1(t)$

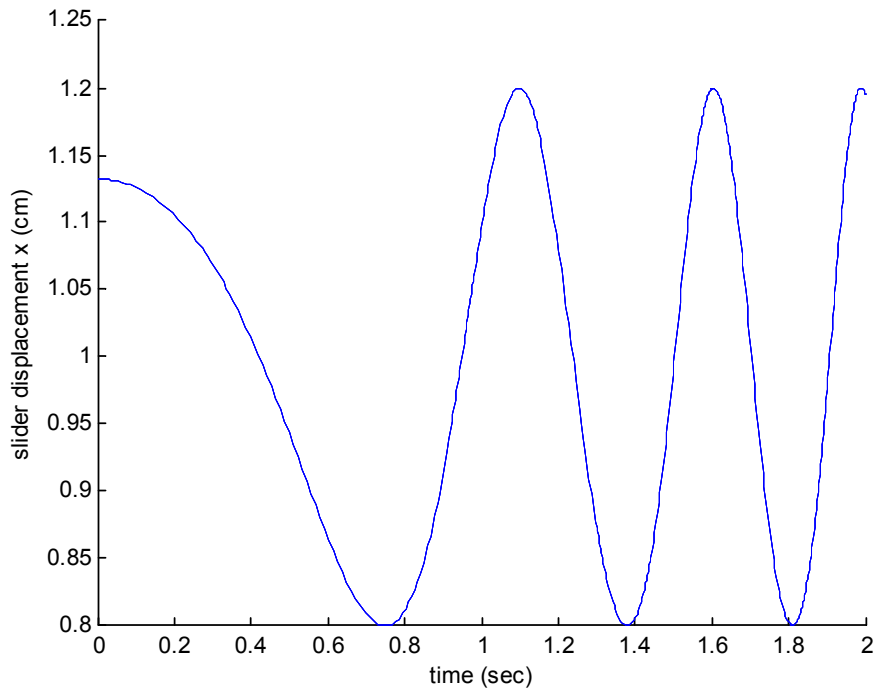


Figure 20: évolution temporelle du déplacement de la bielle $x(t)$.

Les résultats obtenus sont semblables à ceux obtenus par la méthode de coordonnées de partitionnement qui utilise des systèmes ODE conventionnels et qui a été appliquée au même mécanisme bielle-manivelle [32]. Beaucoup d'autres résultats concordants ont également été notés avec d'autres approches appliquées aux mécanismes de bielle-manivelle [34-39]. Une comparaison de différentes approches numériques pour résoudre le problème du mécanisme bielle-manivelle est rapportée dans [44].

Les résultats de la simulation et la concordance de la technique appliquée avec les autres techniques démontrant que la méthode est stable et suffisamment précise.

3.5-Conclusion

Notre étude est portée sur l'analyse et la simulation de certains modèles dynamiques de systèmes multi-corps contraints qui ont été formulés sous la forme d'un ensemble d'équations algébriques différentielles (DAE). Nous avons étudié la solution avec la méthode de réduction de l'indice. Nous avons illustré notre analyse par l'exemple du mécanisme du bielle-manivelle. Nous avons dérivé un modèle dynamique basé sur deux variables offrant une analyse et une implémentation plus faciles. Nous avons résolu avec succès le problème DAE avec la fonction Matlab (ode15s) qui est dédié à la résolution des équations différentielles ordinaires (ODE) rigides.

Les résultats de la simulation obtenus sont concordants par rapport à d'autres méthodes telles que la méthode de coordonnées de partitionnement qui prouve la stabilité et la précision de la méthode DAE utilisée. Le choix des variables pour un modèle dérivé particulier peut influencer le choix de la méthode de résolution DAE et aussi la complexité et le coût de calcul. Ces résultats mathématiques ont également permis des interprétations physiques cohérentes et pertinentes du fonctionnement des mécanismes de bielle-manivelle.

Chapitre4

Modélisation Mathématique
et Estimation de Biogaz pour
les Bioréacteurs Anaérobiques

4.1. Introduction

La modélisation mathématique et la simulation sont des moyens flexibles et économiques pour analyser le fonctionnement des bioréacteurs et prédire leur performance. Les premiers modèles mathématiques de bioréacteurs anaérobies ont été proposés dans les années 1970 [45, 46]. Selon le nombre de processus biochimiques considérés, il existe des modèles plus ou moins complexes qui ont été proposés. Le modèle ADM1 (Modèle de digestion anaérobie N° 1) est un modèle développé par des chercheurs de l'International Water Association (IWA) [47]. C'est le modèle le plus complet pour simuler des réacteurs anaérobies. Cependant, ce modèle est très complexe car il est très détaillé. Il nécessite plus de 80 paramètres à accorder. Cependant, il existe un modèle mathématique d'usage plus simple et plus pratique, appelé AM2, qui est beaucoup moins complexe que ADM1 et qui correspond au processus biologique de la digestion anaérobie de deux phases.

De nombreux auteurs ont utilisé le modèle AM2 pour le digesteur anaérobie discontinu ou continu avec différents substrats dans diverses conditions [45-47, 49-50, 56-57-58]. Du point de vue mathématique, le modèle AM2 correspond à un ensemble d'équations différentielles ordinaires couplées (ODE) du premier ordre avec les membres des côtés gauches non linéaires. Les solutions peuvent être obtenues par différentes méthodes d'intégration numérique. La plupart des résultats obtenus par différents auteurs sont qualitativement comparables, mais quantitativement, ils peuvent différer. En effet, les résultats sont très sensibles aux valeurs de paramètres correspondant à la complexité du phénomène et des conditions de travail.

D'autre part, un problème principal pour les bioréacteurs concerne l'estimation de la production attendue de méthane qui peut être générée. Dans ce contexte, le modèle AM2 permet d'estimer par calcul la production de méthane. Cependant, de nombreux auteurs ont développé un modèle cinématique plus spécifique de taux de production de biogaz et une biodégradabilité de la matière organique dans la digestion anaérobie discontinue. Plusieurs chercheurs [59-61] ont utilisé l'équation modifiée de Gompertz comme modèle cinétique de la production de biogaz. Un autre modèle cinétique simple développé de biodégradabilité du matériau organique basé sur la cinétique du premier ordre peut être utilisé pour prédire la production de biogaz [60].

Nous présentons dans ce chapitre la simulation et la réalisation expérimentale d'un bioréacteur anaérobie alimentée en mode discontinu (batch) et destiné à produire du méthane. Le modèle AM2 a été implémenté pour simuler la production de méthane. Le méthane cumulé a également été estimé au moyen d'une équation de Gompertz modifiée qui s'applique aux digesteurs fonctionnant en mode discontinu.

4.2. Équations du modèle dynamique

4.2.1- Formulation mathématique

Le modèle mathématique basé sur les lois de la croissance est le modèle AM2, qui comporte les variables dynamiques suivantes:

X_1 est la concentration de la population de bactéries acidogènes;

X2 est la concentration de la population de bactéries méthanogènes;

S1 est la concentration du substrat de matière carbonée

S2 est la concentration en substrat des acides gras volatils.

Pour les bioréacteurs fonctionnant en mode batch, le modèle mathématique est exprimé sous la forme d'équations différentielles couplées de premier ordre:

$$\frac{dX_1}{dt} = \mu_1 \cdot X_1 ; \quad (1)$$

avec $\mu_1 = \mu_{1\max} \cdot \frac{S_1}{S_1 + K_{S1}}$ est le taux de croissance des bactéries selon le modèle de Monod.

$\mu_{1\max}$ est le taux de croissance maximal et K_{S1} est la constante de demi-saturation.

$$\frac{dX_2}{dt} = \mu_2 \cdot X_2 \quad (2)$$

avec $\mu_2 = \mu_{2\max} \cdot \frac{S_2}{S_2 + \frac{S_2^2}{K_{I2}} + K_{S2}}$ est t le taux de croissance de la bactérie selon le modèle de

Hamldane.

$\mu_{2\max}$ est le taux de croissance maximal, K_{S2} est la constante de demi-saturation et K_{I2} est la constante d'inhibition.

Pour l'évolution des substrats, nous avons les équations suivantes:

$$\frac{dS_1}{dt} = -k_1 \cdot \mu_1 \cdot X_1 ; \quad (3)$$

$$\frac{dS_2}{dt} = k_2 \cdot \mu_1 \cdot X_1 - k_3 \cdot \mu_2 \cdot X_2 \quad (4)$$

Le flux de méthane qui est le produit attendu dépend directement de la croissance de la population de bactéries méthanogènes X2, selon la relation:

$$Q_{CH_4}(t) = k_4 \cdot \mu_2 \cdot X_2(t) \quad (5)$$

La quantité cumulée dans le temps C(t) du méthane produit peut être estimée en intégrant Qch4 au fil du temps; il résulte:

$$C(t) = k_4 \cdot X_2(t) \quad (6)$$

Nous distinguons neuf paramètres impliqués dans ce modèle qui sont ($\mu_{1\max}$, K_{S1} , $\mu_{2\max}$, K_{S2} , K_{I2} , k_1 , k_2 , k_3 , k_4).

Pour résoudre mathématiquement ce système d'équations différentielles, nous devons également fournir des conditions initiales qui sont les quantités initiales des concentrations de

substrats et de bactéries au début du fonctionnement du bioréacteur: $S_1(0)$, $S_2(0)$, $X_1(0)$ et $X_2(0)$.

4.2.2- Modèle d'espace d'état

Le système constitué des équations différentielles (1), (2), (3) et (4) est un ensemble d'équations différentielles couplées de premier ordre avec des fonctions non linéaires sur le côté droit. Son intégration fournit l'évolution temporelle des bactéries et des concentrations du substrat. L'évolution de la production de méthane peut être déduite de l'équation (5). Ce système peut être résolu par diverses méthodes numériques telles que la méthode d'Euler, la méthode de Runge-Kutta, etc. Il existe également des solveurs disponibles tels que la fonction ode45 du logiciel Matlab.

Pour la mise en œuvre, ce modèle composé d'équations (1), (2), (3) et (4) peut être facilement écrit dans une forme d'espace d'état telle que:

$$\frac{dz(t)}{dt} = f(z(t)) \quad (7)$$

avec le vecteur d'état: $z(t) = (x_1(t) \quad x_2(t) \quad S_1(t) \quad S_2(t))^T$ (8)

et :

$$\frac{dz(t)}{dt} = \begin{pmatrix} * \\ X_1(t) \\ * \\ X_2(t) \\ /* \\ S_1(t) \\ * \\ S_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Ou les conditions initiales: $z(t_0) = (x_1(t_0) \quad x_2(t_0) \quad S_1(t_0) \quad S_2(t_0))^T$

et :

$$f_1(z) = \mu_1 \max * \frac{S_1}{(S_1 + K_{s1})} * X_1$$

$$f_2(z) = \mu_2 \max * \frac{S_2}{(S_2 + \frac{S_2^2}{K_{i2}} + K_{s2})} * X_2$$

$$f_3(z) = -k_1 * \mu_1 \max * \frac{S_1}{(S_1 + K_{s1})} * X_1$$

$$f_4(z) = k_2 * \mu_1 \max * \frac{S_1}{(S_1 + K_{s1})} * X_1 - k_3 * \mu_2 \max * \frac{S_2}{(S_2 + \frac{S_2^2}{K_{i2}} + K_{s2})} * X_2$$

Ce système ODE a été résolu au moyen de la méthode d'intégration d'Euler et en utilisant la fonction Matlab ode45 qui utilise les méthodes d'intégration de Runge-Kutta. Même, l'ode15 a été testé pour les cas où le système ODE devient rigide.

4.3. Résultats de la simulation et interprétations

4.3.1- Evolution temporelle des substrats et des bactéries

Le modèle AM2 a été implémenté pour simuler le fonctionnement des bioréacteurs anaérobies. Une analyse approfondie de la littérature bibliographique a montré que très peu de recherches ont fourni une estimation de certains paramètres du modèle. Nous avons remarqué une forte dispersion sur les paramètres utilisés par différents auteurs, notamment en ce qui concerne la méthanisation utilisant les eaux usées comme substrat [45,48-51].

En fait, en dehors des paramètres du taux de croissance maximal pour les bactéries acidogènes et méthanogènes, la littérature ne fournit pratiquement aucune donnée sur les autres paramètres. Les résultats graphiques présentés ci-après sur la figure 21, la figure 22 et la figure 23 correspondent à une simulation réalisée avec les valeurs suivantes:

$$\mu_{1\max} = 0.4/\text{day}; K_{s1} = 72 \frac{\text{g}}{\text{l}}; \mu_{2\max} = 0.4/\text{day}; K_{s2} = 18 \frac{\text{g}}{\text{l}}; K_{I2} = 103 \text{ g/l};$$

En outre, en raison du manque de données pour les paramètres (k_1, k_2, k_3), ces paramètres ont été estimés par essai et erreur en essayant d'obtenir des résultats de simulation qualitativement et quantitativement cohérents [53-55]. Les valeurs de paramètres utilisées sont:

$$k_1 = 13; k_2 = 12; k_3 = 22;$$

Les valeurs initiales sont: $S_1(0) = 10 \text{ g/l}$; $S_2(0) = 2 \text{ g/l}$; $X_1(0) = 0,4 \text{ g/l}$ et $X_2(0) = 0,01 \text{ g/l}$. Un résultat de simulation pour visualiser graphiquement l'évolution temporelle des substrats S_1 et S_2 est représenté sur la figure 21. Un résultat de simulation pour visualiser graphiquement l'évolution temporelle des concentrations de bactéries X_1 et X_2 est illustré à la figure 22.

Selon les valeurs des paramètres utilisés, on note dans la figure 21 qu'il y a une diminution exponentielle du substrat S_1 qui est presque complètement consommé en 60 jours en raison de sa décomposition par les bactéries acidogènes X_1 . Pendant ce temps, le substrat S_2 commence à être généré pendant environ 15 jours; Puis sa consommation se poursuit par les bactéries méthanogènes.

Sa concentration augmente jusqu'à atteindre une valeur maximale qui correspond à la valeur nulle de l'expression (4). On a:

$$\frac{dS_2}{dt} = 0 \text{ et donc } k_2 \cdot \mu_1 \cdot X_1 = k_3 \cdot \mu_2 \cdot X_2$$

Ce substrat sera presque complètement décomposé en biogaz sur une période d'environ 40 jours.

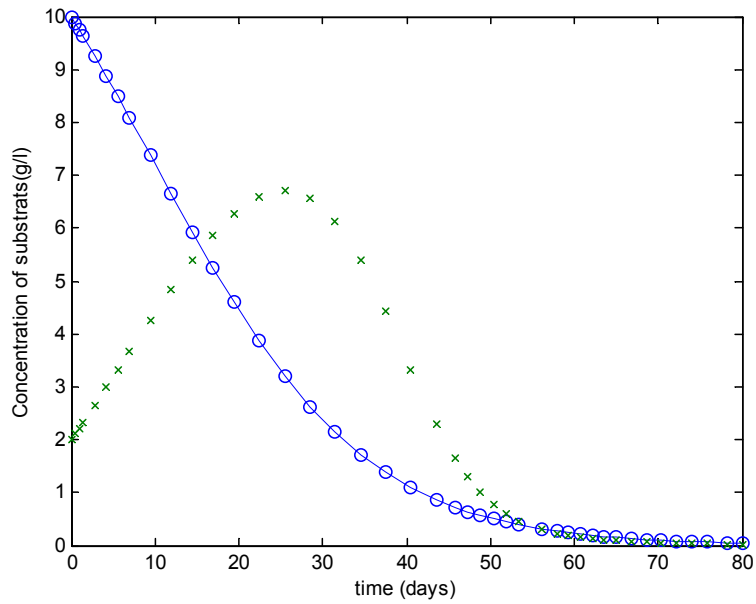


Figure 21 : Evolution temporelle des substrats

Les évolutions des concentrations de bactéries acidogènes et méthanogènes X1 et X2 sont présentées à la figure 22. Les bactéries évoluent progressivement à partir de concentration initiale sur une période d'environ 50 jours, ou leurs concentrations se stabilisent à des valeurs constantes. Nous remarquons encore que le modèle mathématique ne prédit pas leur situation future.

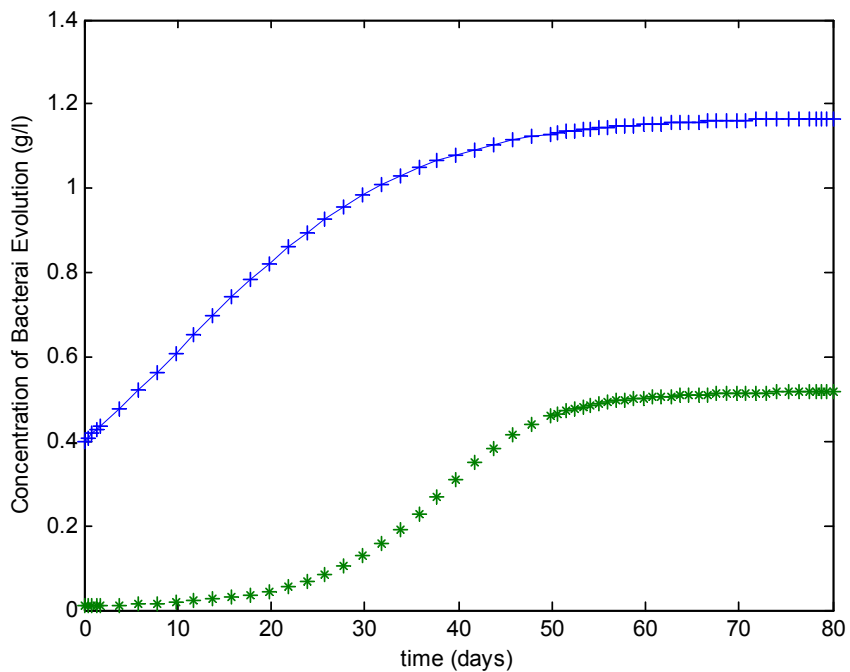


Figure 22 : Evolution temporelle des bactéries

4.4. Estimation de la Production de Méthane

4.4.1- Évaluation de la production de méthane par modèle AM2

Pour estimer la production de méthane, la littérature fournit des données correspondant à une valeur de k_4 qui est plus proche de 75 l2 / mg [45, 48]. L'évolution temporelle du flux de méthane $Q_{CH_4}(t)$ est calculée à partir de l'expression (5). La quantité cumulée de méthane $C(t)$ sur une période donnée est obtenue en intégrant $Q_{CH_4}(t)$ qui est proportionnel à $X_2(t)$:

$$C(t) = \int Q_{CH_4}(t).dt = \int k_4.\mu_2.X_2(t).dt$$

de l'équation (2), on tire:

$$C(t) = \int k_4.\frac{dX_2}{dt} dt = k_4.X_2(t)$$

Une simulation de l'évolution temporelle du débit de méthane $Q_{CH_4}(t)$ et la quantité cumulée de méthane $C(t)$ sont représentées sur la figure 23. À des fins de représentation, l'échelle de $C(t)$ est réduite 20 fois. Notez que la courbe $Q(t)$ présente une augmentation rapide au début du lancement du bioréacteur. Elle atteint une valeur maximale dans environ 40 jours et puis commence à diminuer pour une période de 35 jours. D'autre part, l'accumulation du méthane produit augmente rapidement pendant 50 jours puis atteint un comportement asymptotique horizontal. Ce type de comportement est attendu d'un digesteur discontinu.

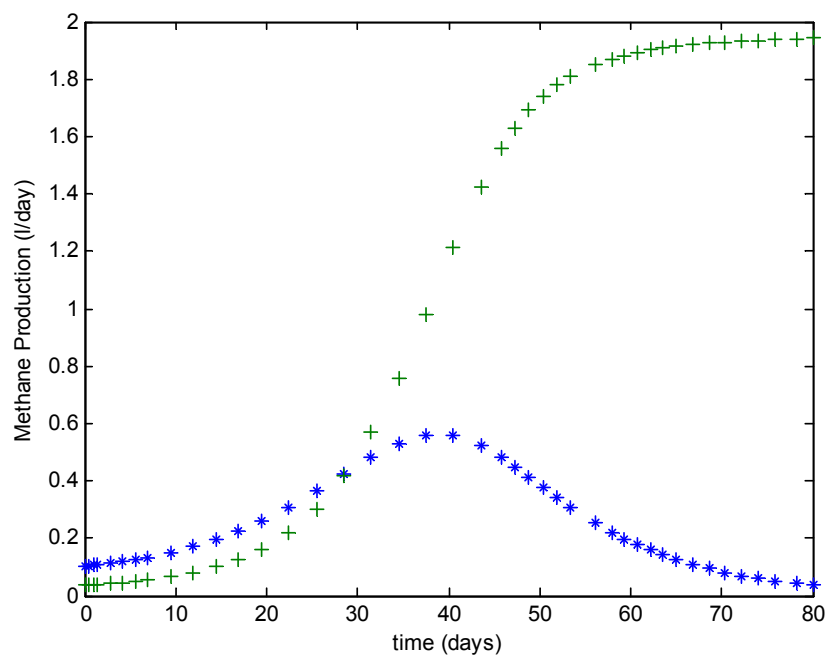


Figure 23 : Evolution temporelle du flux de méthane $Q(t)$ et son accumulation $C(t)$

Nous avons remarqué une grande sensibilité du modèle avec les paramètres. Pour les petites valeurs de paramètres concernant le modèle de croissance bactérienne (K_{s1} ; K_{s2} ; K_{i2}), l'activité de la bactérie est concentrée pendant les premiers jours de lancement des expériences de bioréacteur. L'intégration du système ODE devient rigide et est donc insoluble même par la fonction ode45. Il est alors nécessaire d'utiliser ode15s.

De nombreux auteurs ont utilisé le modèle AM2 pour le bêta ou le digesteur anaérobie continu avec différents substrats dans diverses conditions. La plupart des résultats sont qualitativement comparables, mais quantitativement, il peut y avoir des différences en raison de la sensibilité du modèle en raison de la grande dispersion dans les valeurs des paramètres [45-47].

4.4.2- Évaluation de la production de méthane par l'équation de Gompertz

L'équation modifiée de Gompertz [58-61] peut être utilisée pour analyser le méthane produit accumulé en particulier lorsqu'il existe une phase de retard dans un bioréacteur discontinu. Cela peut être exprimé par:

$$B(t) = B \cdot \exp\left[-\exp\left[\frac{e \cdot Rb}{B} (\lambda - t) + 1\right]\right] \quad (10)$$

où

B_t - cumulatif de biogaz produit (ml) à un instant (t)

B - potentiel de production de biogaz (ml)

Rb - taux maximal de production de biogaz (ml / jour)

Λ - phase de retard (jours), qui est le temps minimum pris pour produire du biogaz ou le temps pris pour que les bactéries s'accliment à l'environnement en jours.

T est le temps cumulé pour la production de biogaz (jours).

e est une constante mathématique (2.718282).

Nous essayons d'adapter la courbe obtenue par l'équation modifiée de Gompertz dans l'expression (10) avec celle obtenue au moyen du modèle AM2 (Figure 24). Nous constatons une différence au début de l'évolution du méthane accumulé en raison de l'expression de Gompertz, il y a un décalage qui suppose qu'il n'y a pas de production de méthane avant cette période. Dans la courbe AM2, il existe une production au début du fonctionnement en raison des valeurs initiales.

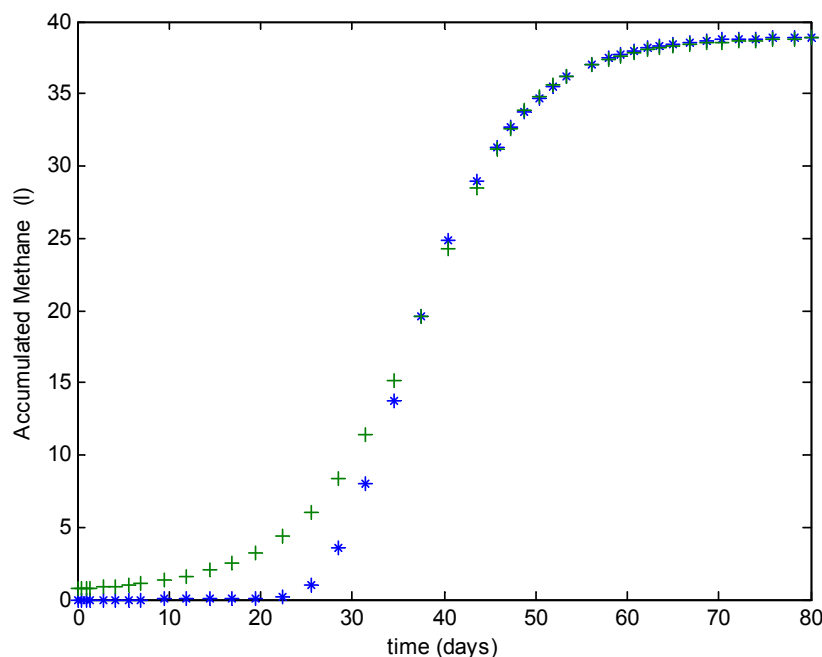


Figure 24 : méthane accumulé pour $L=42$; $Rl=2.0$; $B_0=39$ and $x_2(0)=0.01$

4.5. Conclusion

Un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie biphasée a été implémenté sur la base du modèle AM2 pour simuler les opérations d'un bioréacteur en mode discontinu. Les tests de simulation permettent de comprendre le comportement qualitatif des bioréacteurs. Néanmoins, nous avons remarqué une forte sensibilité du modèle par rapport aux paramètres utilisés. Pour des valeurs de paramètres relativement faibles concernant le modèle de croissance bactérienne (K_{s1} ; K_{s2} ; K_i), l'activité de la bactérie est concentrée pendant les premiers jours de lancement des expériences de bioréacteur. L'intégration du système ODE devient rigide et est donc insoluble même par la fonction ode45. Il est alors nécessaire d'utiliser ode15s.

Pour estimer le méthane produit prévu, nous avons utilisé le modèle AM2. Nous avons également examiné la production cumulée de méthane estimée au moyen d'une équation de Gompertz modifiée qui s'applique aux digesteurs discontinus.

Chapitre 5

Modèles de Rayonnement et
Mesures Expérimentales

5.1-Introduction

Dans ce deuxième chapitre, nous présentons un système concernant l'énergie solaire dans le but de comparer trois modèles avec nos mesures expérimentales et choisir le modèle le plus adapté pour notre région la wilaya de Constantine.

L'estimation du rayonnement solaire au niveau du sol (reçu par un capteur solaire) est d'une importance capitale pour le dimensionnement et l'optimisation des systèmes à énergie solaire. De nombreux paramètres influencent la quantité d'énergie reçue par le capteur tels que la longitude du lieu, la latitude, l'altitude, l'état de ciel, l'inclinaison du plan capteur; température et l'humidité de l'environnement, la vitesse de vent, etc..).

Il concerne l'étude et l'estimation des différentes composantes du rayonnement solaire reçu par un capteur photovoltaïque / photothermique. On présentera les trois modèles mathématiques d'estimation du rayonnement solaire : modèle de Capderou, modèle de Liu et Jordan et modèle de R. Sun.

On effectuera des mesures expérimentales du rayonnement solaire reçu par un capteur dans la région de Constantine. On comparera ces résultats avec les trois modèles précités pour en déduire le modèle le plus adapté à notre région.

Des modèles mathématiques ont été développés pour l'estimation du rayonnement reçu par un capteur solaire au niveau du sol. Parmi ces modèles, on citera ceux de Capderou, de R. Sun et de LIU et JORDAN [62], [63].

Bien entendu ; la validation expérimentale de ces modèles reste un problème compte-tenu des nombreux paramètres qui interviennent. Ainsi, de nombreux travaux de recherche ont été effectués pour valider les modèles théoriques à l'aide de mesures expérimentales comme : [64], [63], [65]. A titre d'exemple, dans la référence [64] ; une étude comparative des résultats expérimentaux avec les modèles de Capderou et de R.sun a été conduite pour les deux sites de Ghardaïa et de Bouzaréah (Alger). Les auteurs ont conclu que le modèle de R.sun donne une meilleure estimation du rayonnement solaire alors que Capderou peut conduire à des valeurs erronées pour les deux sites Ghardaïa et Bouzaréah.

Les logiciels de dimensionnement des installations photovoltaïques et thermiques font appel; dans la plupart des cas, à des bases de données intégrées pour calculer le rayonnement solaire, basées essentiellement, sur le modèle de l'Atlas Solaire de l'Algérie de CAPDEROU [63].

Dans ce travail nous allons effectuer des mesures expérimentales de rayonnement solaire au niveau du sol. Nous présenterons es trois modèles (Capderou, R.sun, Liu et Jordan), nous comparons ces modèles aux résultats expérimentaux obtenus en vue de déterminer le modèle le mieux adaptés pour notre région.

5.2-Travaux similaires

Selon la littérature de nombreux travaux sont fait dans ce domaine, en peut citer: « Cédric bacour » [66], présente une approche alternative d'inter comparaison de modèles avec la pratique de plans d'expériences numériques. Elle se base sur l'analyse de sensibilité de quatre modèles (SAIL, KUUSK,IAPI et NADI, couplés à PROSPECT) .

-Un deuxième travail rédigé par « Armel Oumbe » [67], fait dans le contexte de développer une méthode qui exploite un code de transfert radial et des estimateurs des paramètres optiques (Heliosat-4) qui puisse être exécuté de manière opérationnelle, et un autre intérêt estimer ses performances absolues à l'aide de mesures au sol, puis de la comparer à d'autres méthodes.

5.3- Les modèles d'estimations

Une modélisation du rayonnement solaire reçu par un capteur solaire selon LIU et JORDAN, M. Capderou et R. Sun sera présentée. Chacun de ces modèles utilise des équations spécifiques pour la détermination du rayonnement en fonction des paramètres géométriques (déclinaison solaire, angle horaire, hauteur du soleil, azimut et angle d'incidence) et des paramètres atmosphériques (masse, épaisseur optique de l'atmosphère et facteur de trouble). La Figure 25 illustre le rayonnement reçu par le capteur solaire. On remarque que le rayonnement global reçu est la somme du rayonnement direct, diffus et réfléchi.

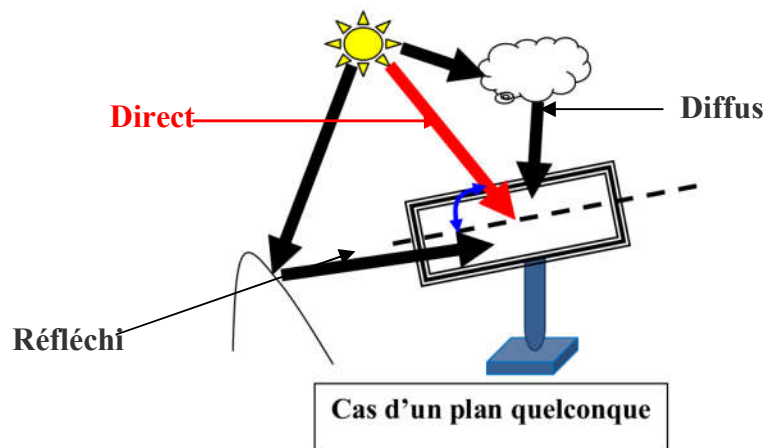


Figure 25: Schéma du rayonnement global sur un plan quelconque.

5.3.1-Le modèle de LIU et JORDAN

Pour le modèle Liu et Jordan, le rayonnement solaire global D est divisé en trois parties : le rayonnement direct S_i et diffus d_i et réfléchi d_n . Le rayonnement global est donné par l'expression suivante :

$$D = S_i + d_i + d_n \quad (1)$$

Ce qui peut s'exprimer par ;

$$D = S_h R_b + d_n \left(\frac{1 + \cos(\beta)}{2} \right) + p (S_h + d_n) \left(\frac{1 - \cos(\beta)}{2} \right) \quad (2)$$

L'irradiation directe sur un plan incliné est exprimée par la relation suivante:

$$S_i = S_h R_b \quad (3)$$

Où, le facteur d'inclinaison R_b du rayonnement direct est:

$$R_b = \frac{\cos(L - \beta) \cos(\delta) \cos(\omega) + \sin(L - \beta) \sin(\delta)}{\cos(L) \cos(\delta) \cos(\omega) + \sin(L) \sin(\delta)} \quad (4)$$

Avec δ la déclinaison du soleil, ω l'angle horaire, L la hauteur du soleil et β l'inclinaison du plan.

L'expression suivante représente l'irradiation diffuse sur plan incliné:

$$d_i = d_n \left(\frac{1 + \cos(\beta)}{2} \right) \quad (5)$$

D'autre part, l'irradiation réfléchiée sur plan incliné peut être exprimée par la relation suivante:

$$d_{re} = p(S_h + d_h) \left(\frac{1 - \cos(\beta)}{2} \right) \quad (6)$$

5.3.2- Le modèle de Capderou

a-Rayonnement incident sur un plan horizontal

Dans l'Atlas Solaire de l'Algérie (A.S.A)[63], Capderou propose un modèle mathématique pour calculer le rayonnement direct et diffus incident sur un plan horizontal. Il reste le modèle le plus utilisé en Algérie. Selon ce modèle, le rayonnement global modélisé par Capderou est la somme du rayonnement direct et diffus :

Le rayonnement direct est donné par l'expression suivante:

$$IB^h(\gamma_s, T_L) = G_0 \sin(\gamma_s) * \exp\left(\frac{-T_L}{0.9 + \frac{9.4}{(0.89)^2 * \sin(\gamma_s)}}\right) \quad (7)$$

Pour calculer le rayonnement diffus, Capderou utilisa le facteur de trouble diffusif et donna, en 1987, l'expression suivante fonction de la hauteur du soleil γ_s :

$$ID^h(\gamma_s, T_L) = G_0 * \exp\{-1 + 1.06 * \log(\sin(\gamma_s)) + a - \sqrt{a^2 + b^2}\} \quad (8)$$

Avec :

$$a = 1.1$$

$$b = \log(T') - 2.80 + 1.02 * [1 - \sin(\gamma_s)]^2 \quad (9)$$

G_0 représente le rayonnement solaire extraterrestre; fonction de la constante solaire I_0 et de la correction de distance entre la terre et le soleil ϵ , est donnée par l'équation suivante:

$$G_0 = I_0 * \epsilon \quad (10)$$

b- Rayonnement incident sur un plan quelconque

Capderou proposa un modèle pour calculer le rayonnement solaire incident sur un plan (α, γ) , le rayonnement global étant la somme des deux composantes directe et diffuse. Il utilisa l'angle d'incidence donné précédemment pour calculer le rayonnement direct à l'aide de l'équation suivante:

$$IB^i(\gamma_s, T_L) = IN(\gamma_s, T_L) * \cos(\delta') \quad (11)$$

Le rayonnement diffus est lui-même décomposé en deux parties: celle provenant du ciel et celle provenant du sol:

$$ID^i(\gamma_s, T_L) = \delta_s * \frac{1 - \sin(X)}{2} + (\delta_i + \delta_i') * \frac{1 + \sin(X)}{2} + \delta_d * \cos(\delta^i) + \delta_h * \cos(X) \quad (12)$$

Les coefficients δ_j sont les modules des différentes composantes du diffus, associés aux facteurs de forme. Ils donnent le rayonnement diffus reçu par le plan incliné considéré.

5.4- Le modèle de R.sun

5.4.1- Modélisation du rayonnement solaire incident sur un plan horizontal par ciel clair

Pour le modèle R.sun, le rayonnement global incident sur un plan horizontal $IG^h(\gamma_s, T_L)$ par ciel clair; calculé en W/m², est divisé en deux parties: le rayonnement direct $IB^h(\gamma_s, T_L)$, et le rayonnement diffus $ID^h(\gamma_s, T_L)$, chacun étant calculé séparément. Tel que modélisé par Hofierka et al. (2002), le rayonnement direct incident sur un plan horizontal $IB^h(\gamma_s, T_L)$ par ciel clair, est donné par:

$$IB^h(\gamma_s, T_L) = G_0 * \exp(-0.8662 * T_L * m_A * \delta_R) \quad (13)$$

Ou: (m_A est la masse atmosphérique)

$$m_A = \frac{P/P_0}{\sin(\gamma_s^{cor}) + 0.50572 * (\gamma_s^{cor} + 6.07995)^{-1.6364}} \quad (14)$$

Avec : $P/P_0 = \exp(-z/843.45)$

Pour l'expression du rayonnement diffus, on utilisera la formule [3]

Posons $T_c = (P/P_0) * T$, l'expression du rayonnement diffus est donnée par:

$T_{rd}(T_L)$ est la fonction de la transmittance diffuse. Elle est fonction uniquement du facteur T corrigé, et varie entre 0 et 0.3 (3). L'expression de $T_{rd}(T_L)$ est réécrite de la manière suivante :

$$T_{rd}(T_L) = -1.5843 * 10^{-2} + (3.0543 * 10^{-2} * T_c) + (3.797 * 10^{-4} * T_c^2) \quad (15)$$

$F_d(\gamma_s, T)$ est la fonction diffuse angulaire, fonction de la hauteur du soleil γ_s et du facteur de trouble T corrigé. $F_d(\gamma_s, T_L)$ est donnée par l'expression suivante :

$$F_d(\gamma_s, T_L) = A_0 + A_1 * \sin(\gamma_s)^2 \quad (16)$$

A_i sont des coefficients dépendants uniquement du facteur de trouble de ligne T_L corrigé.

5.4.2- Rayonnement incident sur un plan quelconque

Pour un plan quelconque (α, γ), le rayonnement solaire incident $IG^h(\gamma_s, T_L)$ est estimé par la détermination du rayonnement direct et diffus.

Le rayonnement direct étant simple à calculer, il est donné en fonction de l'angle d'incidence par la formule suivante :

$$IB^h(\gamma_s, T_L) = IN(\gamma_s, T_L) * \sin(\delta') \quad (17)$$

Pour un plan dont l'incidence du flux solaire est reçue d'une manière directe (sans obstacle), le rayonnement diffus incident sur le plan considéré est donné par les équations suivantes :

Si $\gamma_s \geq 0.1$ (5.7 °)

$$ID^i(\gamma_s, T_L) = ID^h(\gamma_s, T_L) * [F(\beta) * (1 - k_b) * \frac{\sin(\delta^i)}{\sin(\gamma_s)}] \quad (18)$$

Si $\gamma_s \geq 0.1$ (5.7°)

$$ID^i(\gamma_s, T_L) = ID^h(\gamma_s, T_L) * [F(\beta) * (1 - k_b) * \frac{\sin(\beta) * \cos(\theta)}{0.1 - 0.008 * \gamma_s}] \quad (19)$$

θ est l'azimut du soleil pour une surface inclinée et $F(\beta)$ est la fonction du rayonnement diffus du ciel.

Avec :

$$\sin(\delta^i) = \cos(\varphi') * \cos(\delta) * \cos(\omega - \lambda') + \sin(\varphi') * \sin(\delta)$$

5.5-Mesures et comparaison

La representation graphique des trois modeles obtenus par simulation est donnée par la figure19.

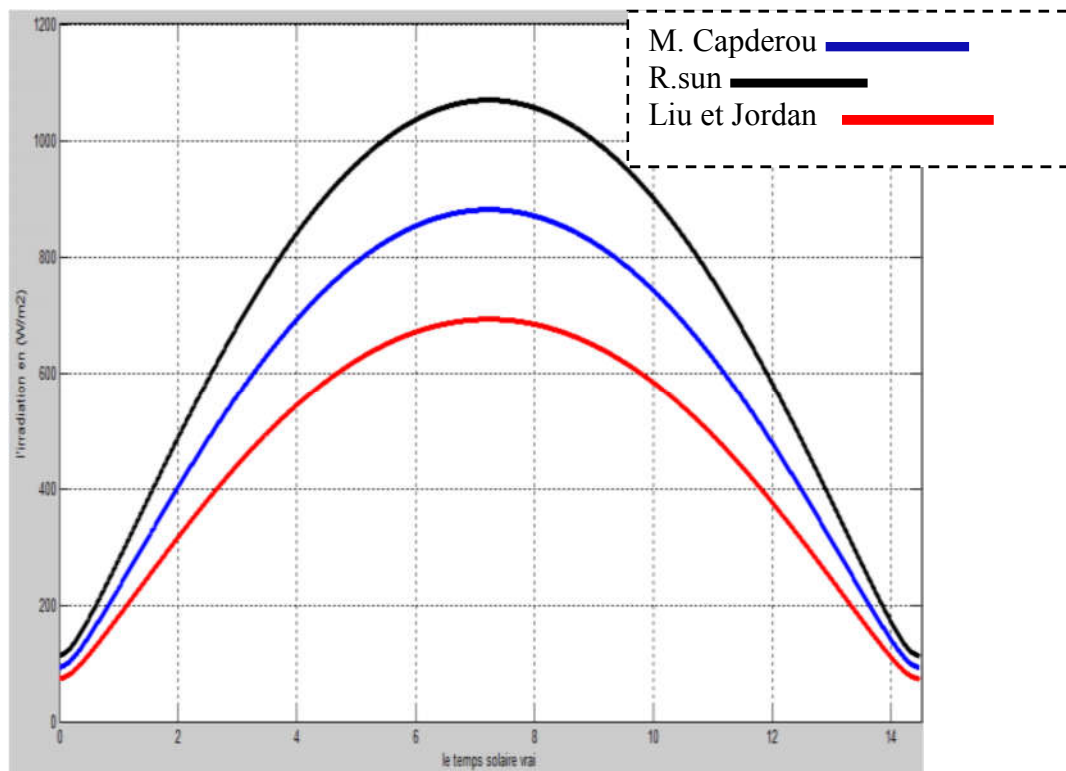


Figure 26: Profil simulé des trois modèles du rayonnement reçu par un capteur solaire

Nous observons sur cette figure26que les trois modèles utilisés ont donné des valeurs différentes pour la région de Constantine.

Afin de comparer les données expérimentales aux modèles décrits, on présentera les mesures du rayonnement solaire sur un plan incliné dans la région de Constantine. Ces mesures ont été effectuées pendant une durée de cinq heures (de 10h :00 jusqu'à 15h :00) pour la journée du 08-06-2011. Nous avons pris ces courbes par un pas d'une demi-heure.

Nous avons utilisé pour cette manipulation les dispositifs suivants :

Un Pyranomètre de type CM3.

Un Intégrateur de type SOLARAD.

Un PC sur lequel le logiciel intégrateur a été installé.

Les données expérimentales relatives aux composantes du rayonnement solaire pour la région de constantine sont présentées sur la figure 27.

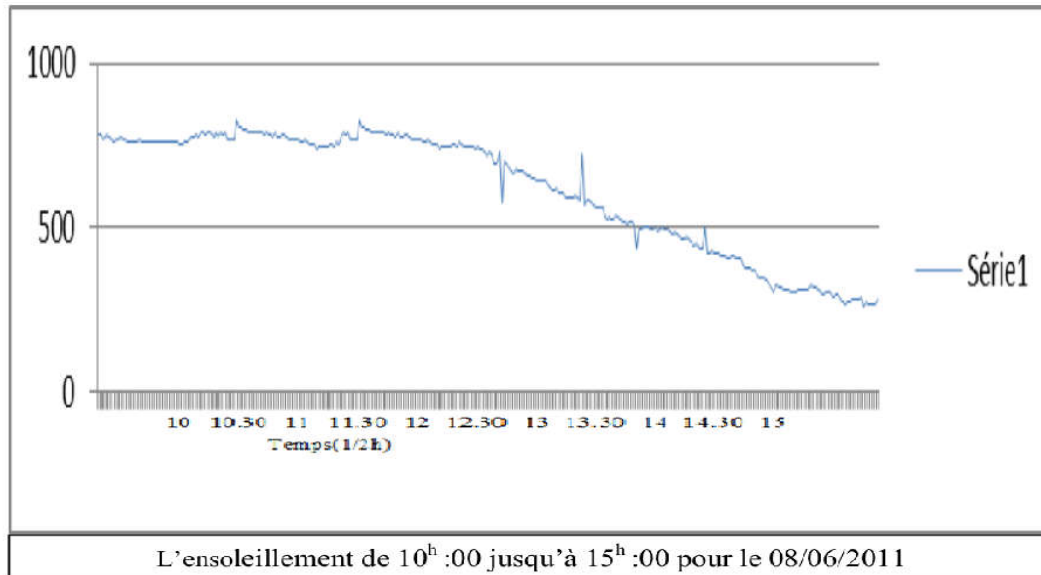


Figure27 : Le rayonnement solaire reçu par un capteur solaire

Pour cette journée de mesures (fin de printemps), le ciel n'était pas totalement dégagé. L'ensoleillement maximum a atteint la valeur de 821 W/m^2 à 12h :09 et une valeur minimale de 290 W/m^2 à 15 :05.

La comparaison des valeurs mesurées à celles estimées par les trois modèles paramétrés par rapport à la région de Constantine, a permis de constater que le modèle M.CAPDEROU est celui qui donne la meilleure estimation du rayonnement solaire comparativement aux autres modèles. Pour cette raison, le modèle de Capderou peut être utilisé pour l'estimation du rayonnement solaire dans la région de Constantine, en particulier, en printemps.

5.6.Conclusion

Dans ce travail, une modélisation du rayonnement solaire par les modèles : Capdderou, R.sun et Liu et Jordan est présentée. Chacun des modèles a utilisé des équations propres pour estimer le rayonnement solaire global en fonction des paramètres géométriques (déclinaison solaire, angle horaire, hauteur du soleil, azimut et angle d'incidence) et des paramètres atmosphériques (masse, épaisseur optique de l'atmosphère et facteur de trouble). La simulation des représentations graphiques pour les composantes du rayonnement solaire par ciel clair, incident sur un plan incliné ont été programmées avec MATLAB. Cette partie du travail nous a permis de confronter des valeurs mesurées et celles estimées par les trois modèles paramétrés. Nous avons constaté que le modèle Capderou donne une meilleure estimation du rayonnement solaire au site de Constantine comparativement aux autres modèles.

Conclusion Générale

Conformément à l'état de l'art des techniques de modélisation des expériences numériques, il existe une multitude d'outils et de techniques qui sont à la fois flexibles et puissants que l'on peut adapter à la résolution des problèmes posés.

Dans cette thèse, nous avons utilisé et adapté certains de ces techniques pour résoudre plusieurs problèmes scientifiques et technologiques auquel on a été confronté dans différents domaines d'applications.

Des résultats intéressants ont été obtenus et ont été exploités pour les problèmes étudiés.

a)- Dans le domaine de la reconnaissance vocale, nous avons exploité la technique de modélisation de réseaux de neurones par apprentissage pour modéliser un système de reconnaissance de mots prononcés utilisé pour commander des robots. Sachant que les signaux d'entrées relatifs au mot prononcé sont un processus complexe et bruité, et que le modèle à identifier pour la reconnaissance des mots est non linéaire et complexe; nous avons opté pour une modélisation du système de reconnaissance des mots par la technique des réseaux de neurones en tant que classificateur permettant de discriminer un mot d'un autre.

Le modèle développé est celui de réseaux de neurones multicouches. Il a été implémenté sous le logiciel Matlab. Ce système a permis d'obtenir des performances comparables avec d'autres techniques de classifications obtenues par d'autres méthodes.

De plus, nous avons testé expérimentalement le nombre minimal d'expériences nécessaire pour assurer l'apprentissage d'un mot déterminé afin d'assurer une performance acceptable pour le processus d'apprentissage. Nous avons constaté que ce nombre minimal dépend de la structure du mot parlé lui-même, de l'équipement utilisé (microphone) et du bruit de l'environnement. Par ailleurs, nous avons approché le processus d'évolution de l'apprentissage par une fonction bi-exponentielle.

b)- Dans le domaine de la modélisation dynamique et la simulation du mécanisme bielle-manivelle; nous avons formulé mathématiquement le problème dans le cadre de la théorie des systèmes multi-corps contraints en utilisant l'approche de Euler-Lagrange. Le problème s'exprime sous la forme d'un ensemble d'équations algébriques différentielles (DAE). Nous avons utilisé la méthode de réduction de l'indice pour les DAEs. Nous avons dérivé un modèle dynamique basé sur deux variables offrant une analyse et une implémentation plus faciles. Nous avons résolu avec succès le problème DAE avec la fonction Matlab (ode15s) qui est dédié à la résolution des équations différentielles ordinaires (ODE) rigides.

Les résultats de la simulation concordante ont été obtenus par rapport à d'autres méthodes telles que la méthode de partition des coordonnées de partition qui prouve la stabilité et la précision de la méthode DAE utilisée. Le choix des variables pour un modèle dérivé particulier peut influencer le choix de la méthode de résolution DAE et aussi la complexité et le coût de calcul. Ces résultats obtenus ont également permis d'analyser le comportement du mécanisme bielle-manivelle avec différents paramètres et de fournir des interprétations physiques de son fonctionnement.

c)- Dans le cadre des études concernant les bioréacteurs anaérobies et l'estimation de la quantité de méthane dégagée, un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie biphasée a été implémenté sur la base du modèle AM2. Il a été utilisé pour simuler les opérations du bioréacteur discontinu (de type batch). Le modèle obtenu est un système d'équations différentielles couplés et non linéaires.

Il s'est avéré, pour les conditions initiales et les paramètres de notre système ODE, que son intégration par la fonction (ode45) de Matlab n'est pas possible car le système devient rigide. Il était alors nécessaire d'utiliser ode15s qui convient aux ODE rigides.

Les tests de simulation permettent de comprendre le comportement qualitatif des bioréacteurs ainsi que l'influence des différents paramètres et conditions initiales. En particulier, nous avons remarqué une forte sensibilité du modèle par rapport aux paramètres utilisés. Pour des valeurs de paramètres (K_{s1} ; K_{s2} ; K_{i2}), relativement faibles concernant le modèle de croissance bactérienne l'activité de la bactérie est concentrée pendant les premiers jours de lancement des expériences de bioréacteur.

Pour estimer la quantité de méthane produit par le bioréacteur, nous avons utilisé la simulation par le moyen du modèle AM2. Nous avons également examiné la production cumulée de méthane estimée au moyen d'une équation de Gompertz modifiée qui s'applique aux digesteurs discontinus. Les paramètres de l'équation de Gompertz ont été déterminés expérimentalement en rapprochant au mieux les deux courbes: modèle AM2 et Gompertz.

d)-Dans le domaine des énergies renouvelables, nous avons cherché à sélectionner le modèle théorique du rayonnement solaire le plus approprié pour notre région parmi les modèles : CAPDEROU, R.SUN et LIU et JORDAN. Chacun des modèles utilise des équations particulières pour estimer le rayonnement solaire global en fonction des paramètres géométriques (déclinaison solaire, angle horaire, hauteur du soleil, azimut et angle d'incidence) et des paramètres atmosphériques (masse, épaisseur optique de l'atmosphère et facteur de trouble).

Des mesures expérimentales ont été obtenues à l'aide d'un pyranomètre dans la région de Constantine. La représentation graphique des trois modèles théoriques pour les conditions ramenées à celle de la région de Constantine, ont été comparées entre-elles et avec les résultats expérimentaux.

Nous avons constaté que le modèle de CAPDEROU donne une meilleure estimation du rayonnement solaire au site de Constantine comparativement aux autres modèles.

En conclusion générale, nous avons constaté que les techniques de modélisation des expériences numériques offrent réellement aujourd'hui aux sciences et à la technologie des moyens économiques, puissants et des méthodes variées que l'on peut adapter efficacement pour résoudre les problèmes posés. Certains de ces méthodes ont été adaptés à nos problèmes et ont conduit à modéliser et à simuler des processus, et des systèmes à développer et à analyser.

Bibliographie

- [1] Thèse : C. Bacour « Contribution à la détermination des paramètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectance: analyses de sensibilité comparatives et configurations optimales, 3 décembre 2001
- [2] livre J.goupy, 5ème édition, (2006).
- [3] livre Zaatri .A, « asservissement et régulation industrielle » ; 1ère partie, 2004-2005
- [4] (<http://eduscol.education.fr/rnchimie/math/benichou/cours/part3/part3.htm>)
- [5] Tinsson. W, Plans d'expérience: constructions et analyses statistiques, Mathématiques et Applications 67, DOI 10.1007/978-3-642-11472-4 1, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2010
- [6] thèse : Sandrine KARAM, « application de la methodologie des plans d'expériences et de l'analyse de donnée à l'optimisation des processus de dépôt » ,2004
- [7] Melakhssou. L, « Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales » 2013.
- [8] J.Villemonteix, « Optimisation de fonction couteuse modèles gaussiens pour une utilisation efficace du budget d'évaluations : théorie et pratique industrielle, 2009
- [9] https://fr.wikipedia.org/wiki/Neurone_formel.
- [10] Haykin. S, "Neural Networks a Comprehensive Foundation", Second edition, Canada.
- [11] Gray .R. M, "Vector Quantization", IEEE ASSP Magazine, pages:4-29, (April 1984).
- [12] Linde .Y,Buzo.A, and R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantification Design", IEEE Transactions on Communications, pages: 702-710, January 1980.
- [13] Freidman .J, T. Hastie et Tibshirani. R, " the elements of Statistical Learning", (September 30, 2008).
- [14] Bishop. C.M , Neural Networks for Pattern Recognition, Aston University, Birmingham, UK, (1995).
- [15] Betkowska.A, Shinoda.K, Furui.S, Robust speechrecognition using factorial HMMs for home environments, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Article ID 20593, 1-10, 2007.
- [16] Rafiee M. S., Khazaei. A. A, A novel model characteristics for noise-robust automatic speech recognition based on HMM, Proc. IEEE Int. Conf. on Wireless Communications, Networking and Information Security (WCNIS), 215-218, 2010.
- [17] Low. R, Togneri.R, Speech recognition using the probabilistic neural network, Proc. 5thInt. Conf. on Spoken Language Processing, Australia, 1998.
- [18] Thiang, Wijoyo.S, Speech recognition using linear predictive coding and artificial neural network for controlling movement of mobile robot, International Conference on Information and Electronics Engineering IPCSIT vol.6, pages: 179-183, 2011.
- [19] Paul.D, Parekh. R, Automated speech recognition ofisolated words using neural networks, International Journal of Engineering Science and Technology, (IJEST), 3(6), 2011, 4993-5000.
- [20] Muda.L, Begam.M, I. Elamvazuthi, Voice recognition algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient(MFCC) and Dynamic Time Warping(DTW) techniques, Journal of Computing, 2(3), 2010,138-143.
- [21] Thèse : Mathieu. M, GOSSELIN.B, « Application de Réseaux de Neurones Artificiels à la Reconnaissance automatique de caractères Manuscrits » , (1995-1996).
- [22] Pinto. J. P, Thèse: "Multilayer Perceptron Based Hierarchical Acoustic Modeling for Automatic Speech

- Recognition”, These N°4649,Lausanne, EPFL (2010).
- [23]Kohonen.T, “Self-Organizing Maps,” Springer-Verlag, 1995.
- [24] Funahashi.K.I and Nakamura.Y, “Approximation of Dynamical Systems by Continuous Time Recurrent Neural Networks,” Neural Networks, vol. 6, 1993.
- [25] Lang.K. J, Waibel.A. H, “A Time-Delay Neural network Architecture for Isolated Word Recognition,” Neural networks, vol. 3, 1990.
- [26] Nikolai Shokhirev, ”Hidden Markov Models “, 2010.
- [27] Nidhi. S, “SPEECH RECOGNITION USING NEURAL NETWORKS”, international Journal of engineering science and innovative technology (IJESIT), May 2014, vol. 3, Issue: 3.
- [28] Zegers.P ,”SPEECH RECOGNITION USING NEURAL NETWORKS” , Master's Thesis, The university of Arizona, 1998
- [29] Sandier, B.Z., "ROBOTICS-Designing the Mechanisms for Automated Machinery", Second Edition, ACADEMIC PRESS, (1999).
- [30] Bei, Y. and Fregly, B. J., “Multibody dynamic simulation of knee contact mechanics,” Medical Engineering and Physics 26, pp. 777-789, (2004).
- [31] Meriam, J. L. and Kraige, L. G., "Engineering Mechanics, Vol. 2, Dynamics", 3. edition John Wiley & Sons, inc., (1993).
- [32] Boudon, B., "Méthodologie de modélisation des systèmes mécatroniques complexes à partir du multi-bond graph : application à la liaison BTP-fuselage d'un hélicoptère" , Doctoral thesis, École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Décembre (2014).
- [33] Ascher, U. and Petzold, L., “Stability of computational methods for constrained dynamics systems,” SIAM J. Sci. Comput., vol. 14, pp. 95-120, (1993).
- [34] Pfeiffer, F,et al , "Numerical aspects of non-smooth multibody dynamics", Comput.Methods Appl. Mech. Eng. 195(50–51), 6891–6908 (2006).
- [35] Benhammouda, B. and Vazquez-Leal, H. , “Analytical Solution of a Nonlinear Index-Three DAEs System Modelling a Slider-Crank Mechanism,” Discrete Dynamics in Nature and Society, vol. 2015, Article ID 206473, 14 pages, (2015).
- [36] Horváth Zs.,and Molnárka Gy., " The Dynamic Model of the Slider-crank Mechanism", Acta Technica Jaurinensis Series Transitus, Vol. 6. No. 3. (2013).
- [37] Haa, J.L et al, "Dynamic modeling and identification of a slider-crank mechanism", Journal of Sound and Vibration 289 , 1019–1044, (2006)
- [38] Zhou, W. et al ; "Symbolic Computation Sequences and Numerical Analytic Geometry Applied to Multibody Dynamical Systems"; Symbolic-Numeric Computation; D. Wang and L. Zhi, Eds. Trends in Mathematics, , , Birkhauser Verlag Basel/Switzerland, 335–347, (2007).
- [39] Fox , B. et al, "Numerical Computation of Differential-Algebraic Equations for Nonlinear Dynamics of Multibody Android Systems in Automobile Crash Simulation', IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 46, NO. 10, October (1999)
- [40] Shampine, L. F. , " Numerical Solution of Ordinary Differential Equations", Chapman & Hall, New York, (1994).

- [41] Gear C.W., " Numerical initial value problems in Ordinary Differential Equations". Prentice Hall, New Jersey, 1971.
- [42] Shampine L. F. and Reichelt M. W. "The MATLAB ODE Suite". SIAM J. Sci. Comput., 18(1):1–22, (1997).
- [43] Celaya, E A., et al, "Implementation of an Adaptive BDF2 Formula and Comparison with the MATLAB Ode15s"; CCS 2014. 14th International Conference on Computational Science; Procedia Computer Science; Volume 29, Pages 1014–1026, (2014).
- [44] Kurz.T. et al, "Systems with constraint equations in the symbolic multibody simulation software NEWEUL-M2; Multibody Dynamics", 2011, ECCOMAS Thematic Conference, J.C. Samin, P. Fiset (eds.) Brussels, Belgium, 4-7 July (2011).
- [45]-Noykova N, Müller T, GyllenbergMand Timmer J. Quantitative Analysis of Anaerobic Waste Water Treatment Processes: Identifiability and Parameter Estimation. Biotechnology and Bioengineering. Vol. 78.N°1, (2002).pp. 89 – 103.
- [46] Zaher U, Pandey Pand Chen S.A simple elemental continuity based model application to study the anaerobic microbial activity for the treatment of dairy manure. Appl. Math. Modelling.(2009). 33.
- [47] Vavilin VA, Lokshina L Y and Rytov S V. The <Methane> Simulation Model as the First Generic User-Friend Model of Anaerobic Digestion. Vestnik Moskov skogo Universiteta. Vol. 41.N°6, (2000).Pp.22 – 26.
- [48] Simon, D. Optimal State Estimation. Wiley. (2006).
- [49] Gerber M and Span R. An Analysis of Available Mathematical Models for Anaerobic Digestion of Organic Substances for Production of Biogas. International Gas Union Research Conferences. IGRC.(2008).
- [50] Hill D. T and Barth. C. L. A, " Dynamic Model for Simulation of Animal Waste Digestion". Journal Water Pollution Control Federation. Vol. 10 (1977). pp. 2129 - 2143.
- [51] Lemon.G, R. King J, Byrne H M, Jensen O E, and Shakesheff K M. Mathematical modeling of engineered tissue growth using a multiphase porous flow mixture theory. Journal of Mathematical Biology. Vol. 52, N°5.(2006). pp. 571–594.
- [52] Bryant M P. Microbial Methane Production-Theoretical Aspect. Journal of Animal Science. Vol. 48, N°1(1979).pp. 193 – 201.
- [53] Bernard O. and Gouzé J. L., Transient behavior of biological loop models with application to the Droop model. Mathematical Biosciences, Vol. 127.N°1.(1995) .pp.19-43.
- [54] Morau D, Dumas S, Adelard Land Gatina J C. Optimization of the Anaerobic Digestion of Solid Waste by Addition of Leachate. www.iswa.org/fileadmin/galleries/.../Presentations/Morau.pdf.
- [55] Escudié .R, Conte T, Steyer J P and Delgenès J P. Hydrodynamic and Biokinetic Models of an Anaerobic Fixed-Bed Reactor. Process Biochemistry. Vol. 40, N°7. (2005). Pp. 2311 – 2323.
- [56] Muller .T .G, Noykova N, GyllenbergMand Timmer J. Parameter Identification in Dynamical Models of Anaerobic Waste Water Treatment. Mathematical Biosciences. Vol. 177-178.(2002).pp. 147 - 160.
- [57] Simeonov. I, Lubenova V and Queinec I. "Parameter and State Estimation of an Anaerobic Digestion of Organic Wastes Model with Addition of Stimulating Substances". Bioautomation, Vol. 12.(2009).pp. 88 - 105.
- [58] Zaatri .A., Kacem .C.N et Karaali .M, « Etude de bioréacteurs anaérobies expérimentaux pour la production de méthane ». Revue des Energies Renouvelables. Vol. 14 N°2. (2011) .pp. 291 – 300.
- [59] Budiyo I.S and Siswo Sumardiono, "Biogas Production Kinetic from Vinasse Waste in Batch Mode Anaerobic Digestion", World Applied Sciences Journal 26 (11): 1464-1472, 2013

- [60] Yusufi M.O.L., Debora A., Ogheneruona D.E., " Ambient temperature kinetic assessment of biogas production from co-digestion of horse and cow dung"; Res. Agr. Eng. Vol. 57, 2011, No. 3: 97–104
- [61] Jagadish H. Patil, Malourdu Antony Raj, P. L. Muralidhara, S. M. Desai, and G. K. Mahadeva Raju, " Kinetics of Anaerobic Digestion of Water Hyacinth Using Poultry Litter as Inoculum", International Journal of Environmental Science and Development, Vol. 3, No. 2, April 2012
- [62] Yves .J et Thierry .B (Solarte) - 25/05/2000, Site Internet "Architecture et énergies renouvelables" réalisé par l'Agence Méditerranéenne de l'Environnement (AME) et l'Ordre des Architectes du Languedoc-Roussillon.
- [63] Zaatri.A et Belhour .S, « Reconstitution de la caractéristique I – V et détermination de la puissance d'un système photovoltaïque » Revue des Energies Renouvelables Vol. 12 N°4 (2009) 563 -574.
- [64] Yettou .F et al « Etude comparative de deux modèles de calcul du rayonnement solaire par ciel clair en Algérie ». Revue des Energies Renouvelables Vol. 12 N°2 (2009) 331 – 346.
- [65] Zhou .J, Wu .Y, Yan .G, "General formula for estimation of monthlyaveragedaily global solar radiation in China", Energy Conversion and Management 46 (2005) 257–268.
- [66] Rezoug R. et Zaatri A. « Optimisation du rendement d'un système photovoltaïque par poursuite du soleil », Revue des Energies Renouvelables Vol. 12 N°2 (2009) 299 – 306.
- [67] Yaïche M.R et Bekkouche S.M.A « Estimation du rayonnement solaire global en Algérie pour différents types de ciel », Revue des Energies Renouvelables Vol. 13 N°4 (2010) 683 – 695.
- [68] Capderou.M, Atlas Solaire de l'Algérie, Modèles Théoriques et Expérimentaux, Vol. 1, T1, Office des Publications Universitaires, EPAU, Algérie, 375 p., 1987.
- [69] Labouret .A , 'Energie Solaire Photovoltaïque', Ed. Dunod, France, 302 p., 2003.
- [70] Mefti .A, Bouroubi .M.Y et A. Khellaf « Analyse Critique du Modèle de l'Atlas [10] Solaire de l'Algérie » Rev. Energ. Ren. Vol. 2 (1999) 69-85
- [71] David .W « L'énergie solaire », http://www.inrp.fr/lamap/?Page_Id=16&Action=2&Element_Id=380&DmainScienceType_Id=7

Résumé

Afin d'étudier un phénomène quelconque et développer des systèmes technologiques, les chercheurs ont recours à la réalisation de certaines expériences. Cependant, la diminution du nombre d'expériences à réaliser en vue de déduire des conclusions reste fondamentale car elle permet un gain de temps et de productivité; d'ou l'intérêt des plans d'expériences. Sir Roland Fisher (1890-1962) proposa des configurations expérimentales basées sur des modèles statistiques rigoureux. Ceci constitue le point de départ de la méthode théorique des plans d'expérience.

Les techniques classiques des plans d'expériences comme les plans incomplets, les plans équilibrés, l'ANOVA; ne peuvent rendre compte de la complexité de certains systèmes et processus. Il était nécessaire de développer des techniques de modélisation. D'autre part, la disponibilité des calculateurs a rendu possible des modèles et des techniques de simulation numériques permettant de prendre en charge des systèmes très complexes contenant un grand nombre de paramètres. La théorie des plans d'expérience numérique répond parfaitement à ces besoins avec des méthodes ou techniques moderne comme la méthode des moindres carrés, les réseaux de neurones, le datamining, krigeage, Analyse de sensibilité, la recherche opérationnelle, etc.

Dans cette thèse, notre travail concerne l'adaptation et l'utilisation de certaines techniques de modélisations aux problèmes posés suivants:

1 - Nous avons effectué la conception et l'implémentation d'un système de reconnaissance des mots prononcés pour contrôler des systèmes robotiques. Le système de reconnaissance est basé sur un réseau de neurones de type Perceptron multicouches Neural Nets (MLP-NN). On a également étudié expérimentalement le nombre minimal de tests nécessaires pour réduire le temps d'apprentissage en assurant un taux de succès comparable à d'autres travaux.

2 - Dans le domaine de la modélisation dynamique et la simulation du mécanisme bielle-manivelle; nous avons formulé mathématiquement le problème dans le cadre de la théorie des systèmes multi-corps contraints en utilisant l'approche de Euler-Lagrange. Le problème s'exprime sous la forme d'un ensemble d'équations algébriques différentielles (DAE). Nous avons utilisé la méthode de réduction de l'indice pour les DAEs. Nous avons dérivé un modèle dynamique basé sur deux variables offrant une analyse et une implémentation plus faciles. Nous avons résolu avec succès le problème DAE avec la fonction Matlab (ode15s) qui est dédié à la résolution des équations différentielles ordinaires (ODE) rigides. Les résultats de simulation obtenus ont permis d'analyser le comportement du mécanisme bielle-manivelle avec différents paramètres et de fournir des interprétations physiques de son fonctionnement.

3 - Dans le cadre des études concernant les bioréacteurs anaérobies et l'estimation de la quantité de méthane dégagée, un modèle mathématique correspondant aux processus biotechnologiques de la digestion anaérobie biphasée a été implémenté sur la base du modèle AM2. Il a été utilisé pour simuler les opérations du bioréacteur discontinu (de type batch). Le modèle obtenu est un système d'équations différentielles couplés et non linéaires.

Il s'est avéré, pour les conditions initiales et les paramètres de notre système ODE, que son intégration par la fonction (ode45) de Matlab n'est pas possible car le système devient rigide. Il était alors nécessaire d'utiliser ode15s qui convient aux ODE rigides. Pour estimer la quantité de méthane produit par le bioréacteur, nous avons utilisé la simulation par le moyen

du modèle AM2. Nous avons également examiné la production cumulée de méthane estimée au moyen d'une équation de Gompertz modifiée qui s'applique aux digesteurs discontinus.

4 - Dans le domaine des énergies renouvelables, nous avons cherché à sélectionner le modèle théorique du rayonnement solaire le plus approprié pour notre région parmi les modèles : CAPDEROU, R.SUN et LIU et JORDAN. Chacun des modèles utilise des équations particulières pour estimer le rayonnement solaire global en fonction des paramètres géométriques et des paramètres atmosphériques. Des mesures expérimentales ont été obtenues à l'aide d'un pyranomètre dans la région de Constantine. Nous avons constaté que le modèle de CAPDEROU donne une meilleure estimation du rayonnement solaire au site de Constantine comparativement aux autres modèles.

En conclusion générale, nous avons constaté que les techniques de modélisation des expériences numériques offrent réellement aux sciences et à la technologie des moyens économiques, puissants et des méthodes variées que l'on peut adapter efficacement pour résoudre les problèmes posés. Certains de ces méthodes ont été adaptés à nos problèmes et ont conduit à modéliser et à simuler avec succès des processus à analyser et des systèmes à développer.

Abstract:

In order to study any phenomenon and develop technological systems, researchers use certain experiments. However, the reduction in the number of experiments to be carried out with a view to inferring conclusions remains fundamental because it allows a saving of time and productivity; Hence the value of design of experiments. Sir Roland Fisher (1890-1962) proposed experimental configurations based on rigorous statistical models. This is the starting point of the theoretical method of the design experiments.

The classic techniques of experimental plans such as incomplete plans, balanced plans, ANOVA; cannot account for the complexity of certain systems and processes. It was necessary to develop modeling techniques. On the other hand, the availability of computers made possible models and numerical simulation techniques to analyze very complex systems containing a large number of parameters. The theory of numeric experimental plans responds perfectly to these needs with modern methods or techniques such as the least squares method, neural networks, data*mining, kriging, sensitivity analysis, operational research, etc. In this thesis, our work concerns the adaptation and use of certain modeling techniques to the following problems:

1 - We have designed and implemented a recognition system of spoken words to control robotic systems. The recognition system is based on Neural Nets (MLP-NN) multi-layer Perceptron. The minimum number of tests required to reduce learning time has also been studied experimentally, ensuring a success rate comparable to other studies.

2 - In the field of dynamic modeling and simulation of the slider-crank mechanism; We have mathematically formulated the problem within the framework of the theory of multi-body systems constrained using the Euler-Lagrange approach. The problem is expressed in the form of a set of differential algebraic equations (DAE). We used the index reduction method for AEDs. We have derived a dynamic model based on two variables for easier analysis and implementation. We have successfully solved the DAE problem with the Matlab function (ode15s) which is dedicated to the resolution of rigid ordinary differential equations (ODEs). The simulation results obtained allowed to analyze the behavior of the crank-crank mechanism with different parameters and to provide physical interpretations of its functioning.

3 - In the framework of the studies on anaerobic bioreactors and the estimation of the quantity of methane released, a mathematical model corresponding to the biotechnological processes of the biphasic anaerobic digestion was implemented on the basis of model AM2. It was used to simulate the operations of the batch bioreactor. The model obtained is a system of coupled and nonlinear differential equations. It has been found, for the initial conditions and parameters of our ODE system, that its integration by the function (ode45) of Matlab is not always possible because the system becomes rigid. It was then necessary to use ode15s which is suitable for rigid ODEs. To estimate the amount of methane produced by the bioreactor, we used simulation using the AM2 model. We also examined the cumulative estimated methane production using a modified Gompertz equation for discontinuous digesters.

4 - In the field of renewable energies, we sought to select the theoretical model of the solar radiation most appropriate for our region among the models: CAPDEROU, R.SUN and LIU and JORDAN. Each of the models uses special equations to estimate global solar radiation as a function of geometric parameters and atmospheric parameters. Experimental measurements

were obtained using a pyranometer in the Constantine region. We found that the CAPDEROU model gives a better estimate of the solar radiation at the Constantine site compared to the other models.

As a general conclusion, we have found that numerical experiments modeling techniques actually provide science and technology with economical, powerful and flexible methods that can be effectively adapted to solve problems. Some of these methods have been adapted to our problems and have led to the successful modeling and simulation of analytical processes and systems to be developed.

ملخص

لدراسة ظاهرة ما و تطوير النظم التكنولوجية , يرجع الباحثون إلى تحقيق بعض التجارب, غير أن التقليل من عدد التجارب التي يراد تحقيقها من أجل استخلاص النتائج يبقى أساسيا لأنه يسمح بربح الوقت و الإنتاجية, و منه أهمية تصميمات التجارب.

سير R.F (1890-1962) اقترح تشكيلات تجريبية تركز على نماذج احصائية محكمة. و هذا يشكل نقطة انطلاق الطريقة النظرية لتصميمات التجارب.

- التقنيات التقليدية لتصميمات التجارب كالتصميمات غير المكتملة , التصميمات المتوازنة, تحليل التباين, لا يمكنها الاضطلاع بتعقيد بعض الأنظمة و العمليات.

كان من اللازم تطوير تقنيات النمذجة.

من جهة أخرى, توفر الحواسيب مكن النماذج و التقنيات محاكاة عددية (رقمية) سهلت من التكفل بأنظمة معقدة جدا تحتوي على عدد كبير من الوسيطات.

ان نظرية تصميمات التجربة الرقمية تجيب تماما عن هذه المتطلبات و ذلك باستعمال طرق أو تقنيات حديثة كطريقة المربعات الصغرى, الشبكات العصبية, مناهج المعطيات, كريجينغ, تحليل الحساسية و البحث العملي... الخ.

في هذه الأطروحة, عملنا يتعلق بتكليف و استعمال بعض تقنيات النمذجة بخصوص المشاكل المطروحة التالية :

1- لقد أنجزنا مفهوم و تطبيق منظومة التعرف على الالكلمات المفروضة للتحكم في أنظمة الروبوتات.

إن منظومة التعرف تستند على شبكة العصبونات (MLP-NN) كذلك تطرقنا إلى دراسة تجريبية لأدنى عدد من الإختبات و التجارب اللازمة لتقليص مدة التدريب. و ذلك لضمان نسبة نجاح مقاربة و مماثلة لأعمال أخرى.

2- في حقل (ميدان) النمذجة الديناميكية و محاكاة ميكانيزم بيال-منيفال, عبرنا رياضيا عن المشكلة في إطار الأنظمة (المتعددة- الاجسام) المقيدة, باستعمال أولر- لاغرانج.

يمكن التعبير عن المسألة, على شكل مجموعة معدلات تفاضلية جبرية (DAE). لقد استخدمنا طريقة تخفيض المؤشر (DAE). لقد اشتقينا نموذج ديناميكي, يستند إلى متحولين, يمكن من تسهيل التحليل و التطبيق.

لقد تمكنا بنجاح من حل مشكلة DAE بواسطة دالة ماطلاب (logiciel Matlab) (ode15s) التي تركز حل المعادلات التفاضلية العادية (ODE) الجامدة.

إن نتائج المحاكاة المتحصل عليها مكنت من تحليل تصرف (bielle-manivelle) باختلاف وسطاء وإعطاء تفسيرات فيزيائية لتشغيله.

3- في إطار دراسات المفاعلات الحيوية اللاهوائية و تقدير كمية غاز الميثان المنبعثة. و عليه فان نموذج رياضي متعلق بسياقات بيوتكنولوجية للهضم اللاهوائي ثنائي المراحل, طبق على أساس النموذج AM2. لقد استعمل لمحاكاة عمليات مفاعل حيوي متقطع. (غير مستمر) (دفععة دفععة).

النموذج المحصول عليه عبارة عن جملة معادلات تفاضلية مرتبطة و غير خطية.

-لقد تبين أنه من أجل شروط ابتدائية و وسطاء منظومتنا (ODE), يكون تقابله بواسطة (ode45) ل matlab غير ممكن لأن المنظومة تصبح جامدة, لذلك كان لزاما استعمال (ode15s) الذي يناسب المنظومات (ODE) الجامدة.

و لتقدير كمية الميثان المستخرجة من البيورياكتور استعملنا النموذج AM2.

لقد تطرقنا أيضا للإنتاج المتراكم للميثان المتوقع بواسطة دالة Gompertz محورة لتي تطبق على الهواضم غير المستمرة.

4- في ميدان لطاقت المتجددة, بحثنا في اختيار النموذج النظري للإشعاع الشمسي الأكثر توافقا مع منطقنا من بين النماذج الثلاث CAPDEROU, R.SUN and LIU and JORDAN.

كل واحد من هذه النماذج يستعمل معادلات خاصة لتقدير الإشعاع الشمسي الكامل بدلالة وسطاء هندسية و أخرى مناخية. قياسات تجريبية حصل عليها بواسطة جهاز pyranomètre بمنطقة قسنطينة. لقد تحققنا بعدها، من أن لنموذج CAPDEROU أعطى أفضل تقدير للإشعاع الشمسي بالمنطقة مقارنة بالنماذج الأخرى. و في الختام، لقد تحققنا بأن تقنيات النمذجة لتصاميم التجارب العددية تقدم حقيقة للعلوم و التكنولوجيا إمكانيات إقتصادية قوية و طرق متنوعة يمكننا تكييفها بفعالية لحل المسائل المطروحة. إن بعض هذه الطرق، استعملت لحل مسائلنا و أدت إلى نمذجة و محاكاة و بكل نجاح لتحليل السياقات و تطوير الأنظمة.