République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE DE MEDEA
Faculté des Sciences et de la technologie
Département de Génie de la Matière

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du Diplôme de Master en Génie Mécanique

Spécialité : Mécatronique

Thème

Modélisation d'un moteur diesel par les réseaux de neurones artificiels pour minimiser les émissions

Réalisé par : Mr ALLOUCHE Bilal
Mr FERHAT Mohamed

La soutenance aura lieu le **02/06/2016** devant le jury compose de:

Dr. BACHENE Mourad	MCB, Université de Yahia Farès de Médéa	President de jury
Dr. ZIRARI Mounir	MCB, Université de Yahia Farès de Médéa	Membre de Jury
Pr. ABUDURA Salam	Pr, Université de Yahia Farès de Médéa	Encadreur
Dr. LAIDI Maamar	MCA, Université de Yahia Farès de Médéa	Co-encadreur

Promotion : 2015/2016



Remerciement

En premier lieu, nous tenons à remercier notre Dieu, notreCréateur, pour le courage et la patience qu'il nous donné pour Accomplir ce travail.

Nous remercions notre encadreur Mr ABOUDURA Salam pour ses orientations et conseils. Nous tenon à notifier un remerciement Spécial à tous mes professeurs qui ont contribué à notre formation de Master.

Nous tenons aussi à exprimer nos profonds remerciements au membres de jury qui ont accepté de jury ce modeste travail.

Nous tenons aussi à remercier nos enseignants de département de Génie mécanique pour la formation que nous avons reçue.

Nos derniers remerciements et qui ne sont pas les moindres, vont À tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour l'aboutissement De ce travail.

Dedicace :

Je dédie ce modeste travail

A mes très chères parents qui m'ont toujours soutenu

A ma grande famille

A mes chéres frères :Rabeh ,Nabil

A mes Chères soeurs.

A tous mes amis en particulier :Brahim,Chaaban ,Saleh ,Ahmed ,Ami alal ,Mounir, Ahmed, Amin ,Lakhder,moh F, Abdellah

A mon collegue et binome Bilal et sa famille

A tous mes enseignants depuis mon premier pas dans l'école

A tous ceux et celles quej'aime.

A tous mes camarades de mécatronique la promotion 2016

Mohamed

Dedicace :

Je dédie ce modeste travail

A mes très chères parents qui m'ont toujours soutenu

A ma grande famille

A mes chéres frères :Ahmed, sofien, Farouk, Amine et Yacine

A mes Chères soeurs.

A tous mes amis en particulier :Mohamed, Hamza, Abd el Malek, Zohir, Yacine, Abd Ennour ,Aissa, Djalal, Chafik , Lakhder,Mounir et Abd ellah

A mon collegue et binome Mohamed et sa famille

A tous mes enseignants depuis mon premier pas dans l'école

A tous ceux et celles quej'aime.

A tous mes camarades de mécanique la promotion 2016

Bilal

ملخص

النقل البري هو واحد من المساهمين في ظاهرة الاحترار العالمي وتلوث الهواء. والحد من هذه الآثارهو التقليل من استهلاك الوقود، وفقا للوائح المفروضة. في هذه ا لمذكرة، نقترح دمج القيم التي تم الحصول عليها في وحدة تحكم الشبكة العصبية لهذا الغرض، وضعت نماذج لأول مرة لوصف السلوك الميكانيكي للمحرك وانبعاثاته (CO2، وأكسيد النيتروجين)، من خلال النماذج المادية في القيم المتوسطة والشبكات العصبية.

كلمات البحث: محرك الديزل، الشبكة العصبية، والتحسين، والانبعاثات، والنمذجة.

Résumé

Le transport routier est l'un des contributeurs au réchauffement climatique et la pollution atmosphérique . La réduction de ces Alatharho réduire la consommation de carburant , selon les réglementations imposées . Dans cette memoire , nous proposons l'intégration des valeurs obtenues dans l'unité du contrôleur de réseau neuronal à cet effet , les modèles développés pour la première fois pour décrire le comportement mécanique du moteur et les émissions (CO2 , et de l'oxyde d'azote) à travers les modèles physiques dans les valeurs moyennes des réseaux neuronaux .

Mots clés : moteur diesel, réseau de neurone ,optimisation,les emissions ,modelisation .

Abstract

Road transport is one of the contributors to global warming and air pollution. The reduction of these Alatharho reduce fuel consumption , according to the regulations imposed . In this memory, we propose the integration of the values obtained in the unity of the neural network controller for this purpose, the models developed for the first time to describe the mechanical behavior of the engine and emissions (CO2, and nitrogen oxide ,) through the physical models in the mean values of neural networks .

Keywords: diesel engine, neural network, optimization, emission, modeling.

SOUMAIRE

INTRODU CTION GENERAL…… 1

CHAPITRE I : LE MOTEUR DIESEL

INTRODUCTION……3

I.1- GENERALITE……..3

I.1.1- DEFINITION……...3

I.1.2- HISTORIQUE……..3

I.1.3- Architecture d'un moteur Diesel……...4

I.1.3.1- Le bloc-moteur……4

I.1.3.2- Chemise de cylindre ……4

I.1.3.3- La culasse……..5

I.1.3.4- L'arbre à cames……5

I.1.3.5- Le carter inférieur……6

I.1.3.6- Les joints……...6

I.1.3.7- Le piston……7

I.1.3.8- Le vilebrequin et le volant moteur……..7

I.1.3.9- La bielle……7

I.1.3.10- La distribution……8

I.1.3.11- La soupape……..8

I.1.4- Les Caractéristiques……9

I.1.4 .1- L'alésage……..9

I.1.4 .2- La course……9

I.1.4 .3- La cylindrée……9

I.1.4 .4- La cylindrée totale……..9

I.1.4 .5- Le rapport volumétrique……..……10

I.1.5- PRINCIPE DE FONCTIONEMENT……10

I.1.5.1- L'ADMISSION……10

I.1.5.2- COMPRESSION……11

I.1.5.3- DETENTE……11

I.1.5.4- ECHAPPEMENT……12

I.1.6- AVANTAGES……...12

I.1.6.1- Rendement……..12

I.1.6.2- Robustesse……..12

I.1.6.3- Progrès en dépollution……..13

I.1.6.4- Fiscalité……13

I.1.7- Inconvénients……...14

I.1.7.1- Poids……14

I.1.7.2- Bruit……14

I.1.7.3- Souplesse……14

I.1.7.4- Pollution, toxicité et écotoxicité des gaz d'échappement……14

I.1.7.5- Odeurs……15

I.1.8- CLASSIFICATION DES MOTEURS DIESEL……...15

I.1.8.1- Les moteurs à injection indirecte……15

I.1.8.2- Les moteurs à injection directe……17

I.2- LA Modélisation.....18

I.2.1- Modélisation du système moteur……18

I.2.1.1- Hypothèses d'études……..18

I.2.1.2- Le collecteur d'admission……..19

I.2.1.3- L'échangeur de chaleur……..21

I.2.1.4- Le collecteur d'échappement……21

I.2.1.5- Le turbocompresseur à géométrie variable……..22

I.2.1.5.1- Le compresseur……..22

I.2.1.5.2- La turbine à géométrie variable ……..……24

I.2.1.5.3- Le couplage mécanique……...…..26

I .2.2- Le mouvement de vilebrequin……27

I.2.2.1- Rendement global……27

I.2.2.2- Modélisation détaillée du couple moteur…….……28

I.2.2.2.1- Formulation……..28

I.2.2.2.2- Résolution de l'équation différentielle……...…..30

I.2.2.2.2.1- Pression instantanée……30

I.2.2.2.2.2- Remplacement du couple instantané des forces de pression des gaz par sa valeur moyenne sur un cycle moteur……31

I.2.2.2.2.3- Accélération angulaire moyennée sur un cycle moteur….32

I.2.2.3- Modèle physique retenu pour le mouvement du vilebrequin…….33

I.2.3- Modèles physiques des polluants…….33

I.2.3.1- Modèles physico-chimiques complexes…….33

I.2.3.2- Modèles semi-empiriques……...34

I.2.4- Modèle global du moteur……..34

I.2.5- Validation des modèles physiques en valeurs moyennes en régime dynamique..35

CONCLUSION.....35

CHAPITRE II : RESEAUX DE NEURONES

II. RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....36

II.1. INTRODUCTION……...36

II.2. Historique……37

II.3. Fondements Biologiques……..37

II.4. Neurone Formel.....39

II.5. Analogie avec le modèle biologique.....40

II.6. Réseaux de neurones artificiels.....41

II.7. Catégories des réseaux de neurones artificiels.....41

II.7.1. Réseaux de neurones multicouches statiques.....41

II.7.2. Réseaux de neurones dynamiques.....42

II.8. Apprentissage des réseaux de neurones.....43

II.8.1.Types d'apprentissages.....43

II.8.1.1. Apprentissage non supervisé.....44

II.8.1.2. Apprentissage forcé ou imposé.....44

II.8.1.3. Apprentissage supervisé.....44

II.8.2. Algorithme de la rétro-propagation.....45

II.8.2.1. Résumé de l'algorithme de la rétro-propagation.....48

II.9. Procédure de modélisation neuronale.....50

II.9.1. Sélection des données.....51

II.9.2. Collecte des données.....52
II.9.3. Séparation des bases de données.....**52**
II.9.4. Normalisation des données.....**52**
II.9.5. Choix du type de réseau de neurones.....**52**
II.9.6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée.....53
II.9.7. Choix de la fonction de transfert.....53
II.9.8. Estimation des paramètres ou apprentissage.....**53**
II.9.9. Validation et généralisation.....54
II.10. CONCLUSION.....**54**

CHAPITRE III : L'optimisation par réseaux de neurones

III.1. INTRODUCTION.....**55**
III.2. Travail effectué.....**55**
III.3. Préparation de la base de données.....**56**
III.4. Normalisation des données.....**56**
III.5. Phase d'apprentissage / généralisation.....**57**
III.6. Modèles des émissions gazeuses……..……**57**
III.6.1. Entrées……..……..……**57**
III.6.2. Sorties……..……..……**57**
III.7. RESULTATS ET DISCUSSION.....**58**
III.7.1. Expression de calcul.....**58**
III.7.2. Approche par réseau de neurones.....**61**
III.7.3. Validation……..…….……**62**
III.8. CONCLUSION.....**64**
CONCLUSION GENERALE.....**66**

Liste du figures

Figure I.1 : Le bloc-moteur……...…….…...4

Figure I.2 : Chemise de cylindre……...……5

Figure I.3 : la culasse d'un moteur……5

Figure I.4 : un arbe à cames……...6

Figure I .5 : le carter inférieur……...……6

Figure I .6 : le joint de culasse……...……...…6

figure I.7 : le piston et leur axe et les sigments……..…….……...…7

Figure I.8 : le vilbrequin……7

Figure I.9 : une bielle……8

Figure I.10 : les composants de la distribution…….……8

Figure I.11 : les soupapes…….…9

Figure I.12 : les caracteristiques d'un moteur…….……10

Figure I.13 : L'admission dans le moteur…… ……10

Figure I.14 : La compression dans le moteur……...…….…11

Figure I.15 : La detnte dans le moteur……...…11

Figure I.16 : L'échappement dans le moteur……....…12

Figure I.17 : injection indirecte……...16

Figure I.18 : injection directe……...…...18

Figure I.19 : Schéma détaillé du moteur M1 définissant les différentes notations utilisées. ……..…19

Figure II.1 : Neurone biologique, [Gallinari, 1996; Mhaskar, 1994]……38

Figure II.2 : Le neurone formel, [Gallinari, 1996] 39

Figure II.3 : Réseau multicouche MLP, [Dreyfus et al. 2002]. ……..…..……42

Figure II.4 : Apprentissage non supervisé. ……..…..…44

Figure II.5 : Apprentissage supervisé……..……45

Figure II.6 : Réseau de neurones multicouche……...……46

Figure II.7 : Organigramme d'apprentissage de l'algorithme de rétro-propagation. ……...……49

Figure III.1. Pourcentage de répartition de la base de données……...…56

Figure III.2 :la base des données obtenues a partire de these doctora (RABIH ,Omran) ……..…58-59

Figure III.3 : *Illustration de l'architecture de réseau de neurones optimisé* ……..……61

Figure III.4a : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.**Cas de CO2)*** …….63

Figure III.4b : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.**(Cas de NOx)*** ..…63

Figure III.4c : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.**(Cas de Op)*** ….…64

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1 : Caractéristiques du moteur M1……..35

TableauII.1 Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels, [Gallinari, 1996]…40

Tableau III.1 : les resultats experimentales……...59-60

Tableau III.2. *Structure du réseau de neurones optimisé (RNSO)……..60*

INTRODUCTION GENERALE

Les émissions du moteur Diesel peuvent être classés suivant deux catégories : les polluants (primaires provenant directement de la combustion du gazole et émis à travers le système d'échappement, et secondaires résultant de la transformation chimique des premiers dans l'atmosphère), et le CO2. Leurs effets sont différents sur la santé humaine et sur l'environnement selon la nature du gaz et sa concentration. Par la suite, on va citer leurs effets sanitaires et leur contribution à la pollution globale de notre planète.

La pollution de l'air est une conséquence directe de l'évolution industrielle et de l'accroissement de la consommation énergétique dans le monde entier. C'est l'un des problèmes majeurs du XXIème siècle que l'être humain doit impérativement résoudre. Aujourd'hui, les pays développés ont pris conscience des dégâts de l'exploitation irrationnelle de l'énergie et des ressources naturelles et des conséquences de leur irresponsabilité sur l'avenir de la terre. Alors ils ont commencé à prendre des mesures pour limiter la pollution de l'environnement en fixant des seuils afin d'arriver à un équilibre climatique sûr pour préserver la vie sur notre planète.

Le transport routier est l'un des contributeurs majeurs au réchauffement climatique et à la pollution de l'air. La réduction de ces effets, passe par la minimisation de la consommation de carburant, dans le respect des réglementations imposées. Dans cette thèse, nous proposons une procédure automatique pour déterminer les valeurs optimales des paramètres de contrôle du moteur Diesel, satisfaisant les critères de consommation et émissions minimales, dans toute sa plage de fonctionnement, en régime dynamique. CDans ce but, des modèles sont d'abord élaborés pour décrire le comportement mécanique du moteur et les émissions elles-mêmes (CO2, NOx), en suivant deux approches :

les modèles physiques en valeurs moyennes et les réseaux de neurones. Les coefficients de ces modèles sont identifiés à partir des données expérimentales, acquises sur banc d'essais moteur.

Ensuite l'optimisation est faite sur un ordinateur puissant dans le but d'obtenir les cartographies dynamiques multidimensionnelles décrivant les valeurs à attribuer aux paramètres de contrôle, sur un cycle ou sur toute la plage de fonctionnement du moteur. L'exploitation directe des résultats d'optimisation exige cependant un nombre très important de cartographies.. Les cartographies dynamiques constituent alors la base d'apprentissage permettant de déterminer les valeurs des poids et biais d'un contrôleur à réseaux de neurones. Ce contrôleur a l'avantage de reproduire et avec une grande précision les paramètres de contrôle optimaux, dans un temps de calcul très court. Il est donc exploitable dans les applications moteur en temps réel.

Nous avons appliqué cette méthodologie, en tout ou partie, à trois moteurs différents. Sur un moteur automobile répondant aux normes Euro 5 et commandé via 12 paramètres de contrôle, nous avons établi et validé un modèle physique du mouvement du vilebrequin et des modèles des émissions à réseaux de neurones. Le modèle physique est basé sur des modèles empiriques de la PMI et de la PMF et sur le calcul de la charge du véhicule (frottements roues-sol, traînée aérodynamique, inertie véhicule) rapportée sur l'axe du vilebrequin.

INTRODUCTION

Le marché du véhicule particulier diesel va continuer à croître au cours des prochaines années : cette croissance sera tirée par les réductions sévères posées par les normes d'émission de polluants, et fondée sur les améliorations en confort, puissance et couple enregistrée au cours de la décennie écoulée.

Le challenge des motoristes est donc d'offrir un moteur diesel encore plus respectueux de l'environnement et qui réponde aux exigences du marché, pour accompagner le développement de cette motorisation, particulièrement économique et prometteuse pour notre cadre de vie. [10]

I.1- GENERALITE

I.1.1- DEFINITION

Un moteur Diesel est un moteur à pistons qui fonctionne suivant le principe de l'auto-inflammation. La pression et la température au coeur d'un tel moteur atteignent des niveaux si élevés que le carburant s'enflamme spontanément. Ce concept diffère donc des moteurs à essence où l'inflammation du mélange combustible est déclenchée par l'étincelle des bougies [3].

I.1.2- HISTORIQUE

Dans le premier moteur, le carburant devait être du charbon pulvérisé, mais ses résidus de combustion usaient prématurément le moteur, poussant Rudolf Diesel à lui préférer un carburant liquide ; le gazole a été préféré car moins coûteux et se pulvérisant mieux grâce à une moindre viscosité, mais du fioul lourd, des huiles végétales ou minérales sont parfois utilisés.

Rudolf Diesel développe son moteur dans la fabrique de machines d'Augsbourg (Maschin en fabrik Augsburg), entreprise prédécesseur de MAN.

En 1924, en inventant la pompe à injection, le Français Lucien-Eugène Inchauspé (1867-1930) en fait un moteur performant.

Le moteur Diesel à taux de compression élevé a connu une expansion rapide en automobile en Europe à partir de la fin des années 1980, lorsque la suralimentation, par turbocompresseur, en a notablement amélioré les performances, avec comme conséquence une contribution importante à la

pollution de l'air par les transports, le moteur Diesel émettant des aérosols (particules de carbone) cancérigènes.

La part de la motorisation Diesel dans les ventes de voitures neuves en France baisse d'année en année : 65 % au 1er trimestre 2014 contre 69 % sur la même période de 2013, 73 % en 2012 et 77 % en 2008. La France reste cependant l'un des premier pays européens préférant la motorisation Diesel, derrière le Luxembourg, l'Irlande et le Portugal, mais devant l'Espagne (66,3%), et nettement au-dessus de la moyenne ouest-européenne (53,3% en 2013). [14]

I.1.3- Architecture d'un moteur Diesel[13]

I.1.3.1- Le bloc-moteur

C'est "le châssis" du moteur: il comporte lescylindres.

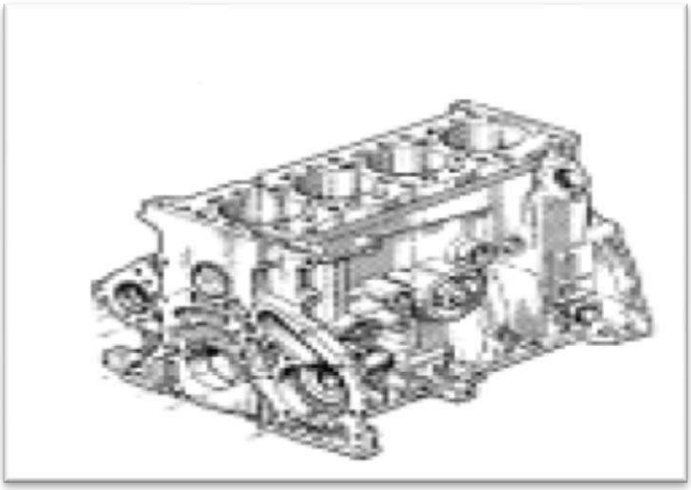


Figure I.1 : Le bloc-moteur

I.1.3.2- Chemise de cylindre

La chemise est une pièce cylindrique emmanchée en force dans le cylindre (ayant un métal plus résistant que le reste du bloc moteur), et dans laquelle coulisse le piston et où se produit la combustion/compression (fortes contraintes !).

Souvent en fonte ou en acier, la chemise reçoit différents usinages et traitements visant d'une part à améliorer son état de surface, pour diminuer les frottements, et d'autrepart à accroître la dureté, afin d'éviter l'usure.



Figure I.2 : Chemise de cylindre

I.1.3.3- La culasse

Elle sert de couvercle en haut des cylindres. Souvent, elle comporte les chambres de combustion, les bougies, les injecteurs, les conduits d'air (admission et échappement).

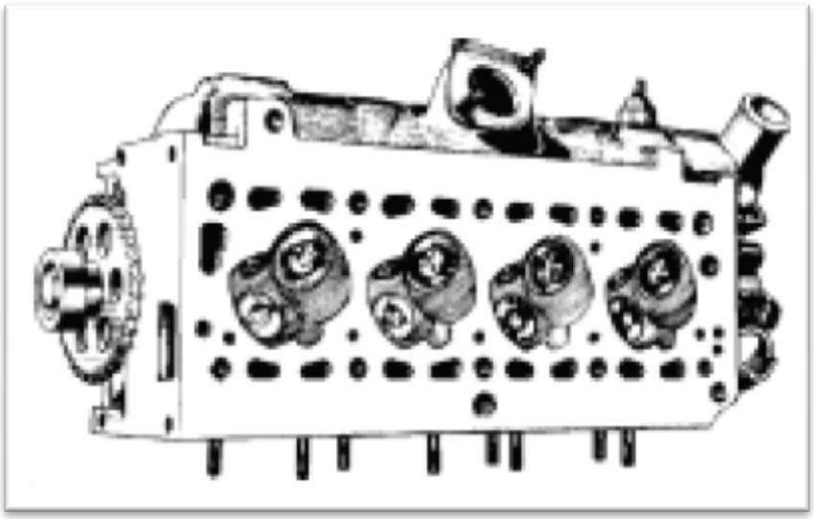


Figure I.3 : la culasse d'un moteur

I.1.3.4- L'arbre à cames

Il est chargé de commander la levée des soupapes et pendant une durée bien déterminée. Le mouvement de l'arbre à cames doit être lié de façon invariable à celui du vilebrequin. La partie excentrée de la came, appelé flanc ou rampe, permet la levée ou la descente de la soupape. La partie cylindrique, zone de repos, correspond à la soupape fermée. Il y a autant de came que de soupape. L'arbre à cames peut être en fonte GS ou GLA, ou en acier cémenté ou nitruré.

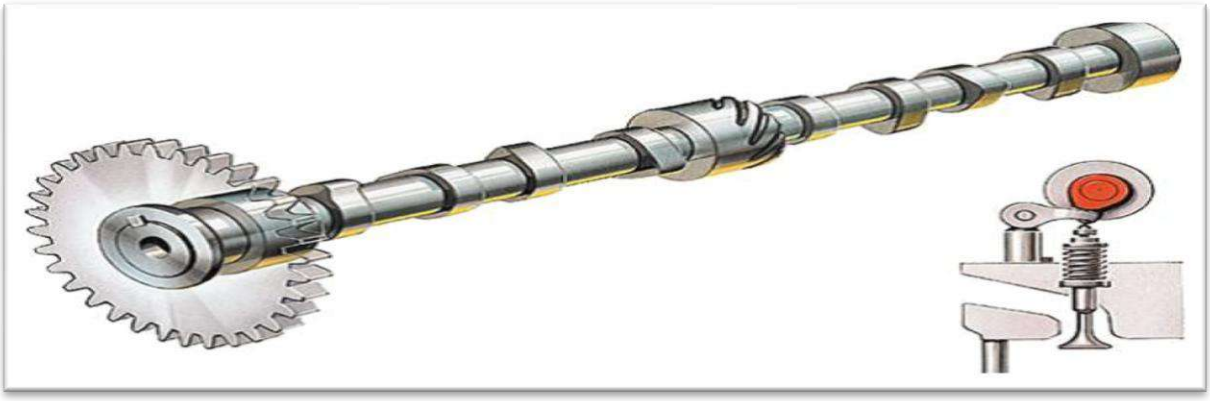


Figure I.4 : un arbe à cames

I.1.3.5- Le carter inférieur

Il sert de réserve pour l'huile de graissage et participe également à son refroidissement.

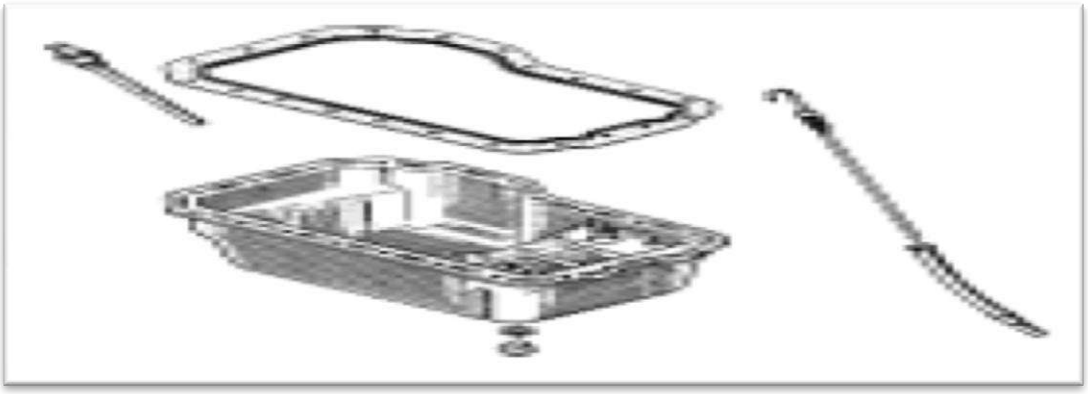


Figure I .5 : le carter inférieur

I.1.3.6- Les joints

Ils sont nombreux, le principal étant le joint de culasse.

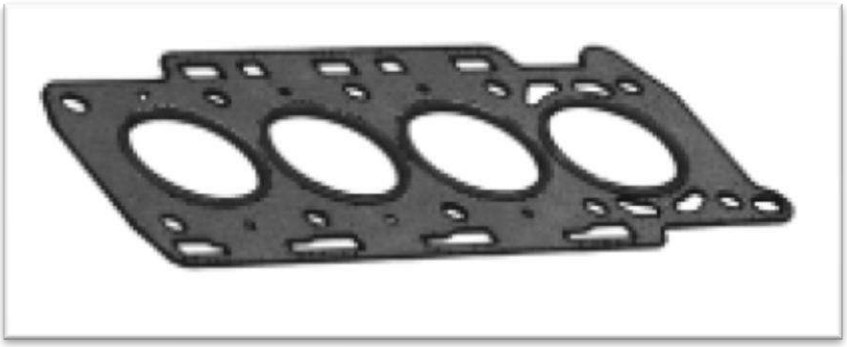


Figure I .6 : le joint de culasse

I.1.3.7- Le piston

Il subit la pression de l'explosion.

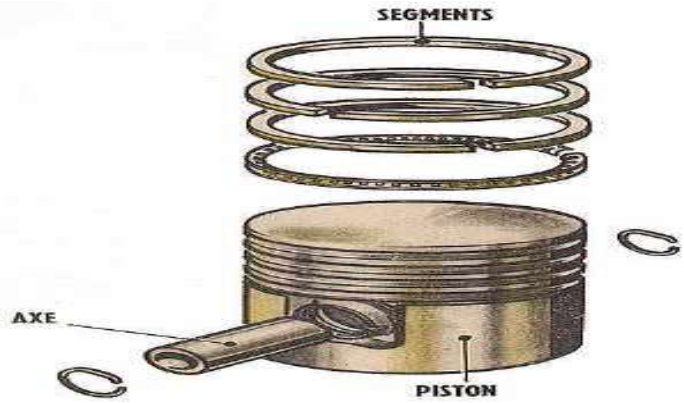


figure I.7 : le piston et leur axe et les sigments

I.1.3.8- Le vilebrequin et le volant moteur

Le vilebrequin reçoit l'effort transmis par la bielle et fournit un mouvement circulaire à la sortie du moteur. Le volant moteur régularise le mouvement de rotation.



Figure I.8 : le vilbrequin

I.1.3.9- La bielle

Liaison entre le piston et le vilebrequin, elle transforme la pression du piston en force sur le vilebrequin.



Figure I.9 : une bielle

I.1.3.10- La distribution

Elle gère l'ouverture et la fermeture des soupapes donc l'entrée et la sortie des gaz.



Figure I.10 : les composants de la distribution

I.1.3.11- La soupape

Les soupapes permettent le passage d'un maximum de gaz dans un temps très court et doivent assurer une parfaite étanchéité à la fermeture sur le siège de soupape. Les soupapes sont exposées aux températures très élevées régnant dans la chambre de combustion (de l'ordre de 800°C à l'ouverture de la soupape d'échappement). La fabrication des soupapes nécessite donc l'emploi de

métaux capables de résister à la déformation à haute température (fluage) et aux chocs répétés, tels les aciers asthéniques, additifs comme le chrome, le nickel, le tungstène.

La portée conique assure l'étanchéité parfaite à la fermeture et un centrage correct évitant la déformation de la tige ou de la queue.



Figure I.11 : les soupapes

I.1.4- Les Caractéristiques [10]

I.1.4 .1- L'alésage

L'alésage « d »(en centimètre) est le diamètre intérieur du cylindre

I.1.4 .2- La course

La course « C » (en centimètre) est la distance parcourue par le piston entre son Point Mort Haut (PMH) et son Point Mort Bas (PMB).

I.1.4 .3- La cylindrée

La cylindrée unitaire « V » (en centimètre cube) est le volume compris dans un cylindre entre la PMH et le PMB. **$V= (\pi.d^2/4).C$**

I.1.4 .4- La cylindrée totale

La cylindrée totale « Vt » (en centimètre cube) est égale à la cylindrée unitaire multipliée par le nombre de cylindres n. **$Vt=V.n$**

I.1.4 .5- Le rapport volumétrique

C'est le rapport entre le volume total dans le cylindre (quand le piston est au PMB) et le volume restant quand le piston est au PMH (volume mort ou volume de la chambre de combustion).

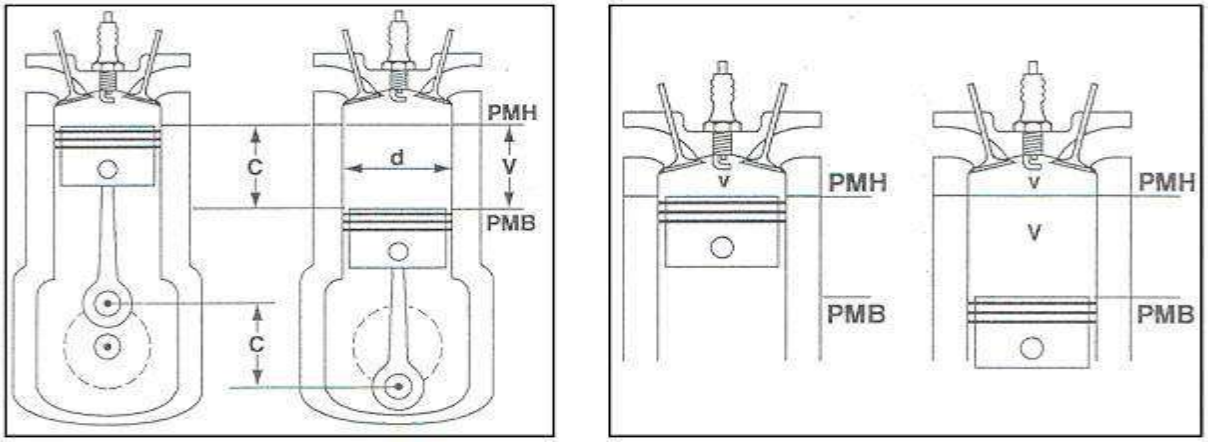


Figure I.12 : les caracteristiques d'un moteur

I.1.5- PRINCIPE DE FONCTIONEMENT [13]

I.1.5.1- L'ADMISSION

Le piston en descendant crée une baisse de pression favorisant l'aspiration des gaz.

Soupape d'admission ouverte et d'échappement fermée.



Figure I.13 : L'admission dans le moteur

I.1.5.2- COMPRESSION

Le piston comprime les gaz jusqu'à ce qu'ils n'occupent plus que la chambre de combustion.

Soupape d'admission fermée et d'échappement fermée.



Figure I.14 : La compression dans le moteur

I.1.5.3- DETENTE

L'étincelle de l'injection de gazole comprimé enflamme le mélange. La chaleur dégagée dilate le gaz qui pousse violement le piston vers le bas.

Soupape d'admission fermée et d'échappement fermée.



Figure I.15 : La detnte dans le moteur

I.1.5.4- ECHAPPEMENT

En remontant, le piston chasse les gaz brûlés. Le moteur est à nouveau prêt à effectuer le premier temps.

Soupape d'admission fermée et d'échappement ouverte.

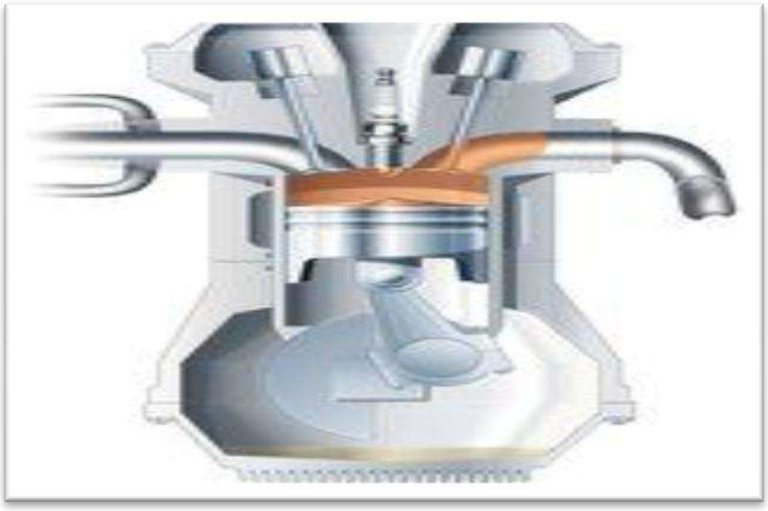


Figure I.16 : L'échappement dans le moteur

I.1.6- LES AVANTAGES [5]

I.1.6.1- Rendement

Les raisons du succès du moteur Diesel dans l'automobile, au-delà d'avantages fiscaux qui relèvent de choix plutôt politiques que techniques, tiennent essentiellement à son rendement supérieur à celui du moteur à essence du fait d'un taux de compression plus élevé. Ce rendement profite encore de l'apport de technologies comme la suralimentation ou l'injection directe, combinées à une pulvérisation plus fine et mieux contrôlée du gazole dans la chambre de combustion, et à une gestion plus précise des ouvertures et fermetures des soupapes**.**

I.1.6.2- Robustesse

Le moteur Diesel peut brûler de l'huile végétale à la place du gazole. Pendant la Seconde Guerre mondiale, devant la pénurie de pétrole, des recherches ont d'abord été menées pour développer l'huile végétale en tant que carburant alternatif, mais elles finiront par être abandonnées face à la concurrence du bois et au réapprovisionnement progressif en pétrole. Il est aujourd'hui

possible de faire usage d'un tel carburant dans une automobile de tourisme, à condition d'adapter son circuit d'alimentation et de surveiller son entretien, l'huile végétale présentant par rapport au gazole une plus grande viscosité, un indice de cétane plus bas et des impuretés spécifiques. De nouveaux carburants à base végétale transformés et raffinés sont par ailleurs en cours d'étude, comme le diester et le NExBTL, mais ils restent encore coûteux à mettre en œuvre comparés aux huiles végétales brutes recyclées.

L'utilisation d'huile végétale pure en guise de carburant est tolérée dans de nombreux pays, notamment en Allemagne, mais reste à ce jour interdite en France

I.1.6.3- Progrès en dépollution

À l'origine considéré comme un moteur « sale » du fait de son carburant moins raffiné, de la fumée qu'il produisait couramment et de son bruit important de fonctionnement (claquements), le Diesel s'est aujourd'hui notablement amélioré sur le plan de la pollution atmosphérique. L'avantage principal de ce type de moteur est de produire à consommation égale, du fait de son rendement supérieur, des émissions de CO_2 de l'ordre de 10 % plus faibles que son équivalent essence. Il engendre également moins de monoxyde de carbone (qui s'oxyde rapidement en dioxyde de carbone dans l'atmosphère) et d'hydrocarbures imbrûlés que les moteurs à essence. L'arrivée progressive des filtres à particules et des systèmes SCR et EGR a contribué en outre à limiter les émissions de NO_x et de particules fines, même si celles-ci restent beaucoup plus élevées que sur les moteurs à essence.

I.1.6.4- Fiscalité

En France, le Diesel profite d'une fiscalité avantageuse depuis l'époque de l'après-guerre. Il s'agissait alors de favoriser les transports routiers, l'agriculture et l'artisanat, en usant de leur spécificité à employer cette motorisation. Au cours des années 1980, les constructeurs de voiture de tourisme se lancent à leur tour suite au deuxième choc pétrolier. L'expertise de Peugeot en la matière, et le choix de Renault de développer à son tour cette technologie, conduisent l'État français à poursuivre sa politique de soutien envers le Diesel. En 2013, cette aide prend la forme d'une TICPE plus réduite que l'essence (96 % du prix HT contre 133 %) et d'une TVS également plus faible, car indexée sur les rejets de CO_2 (plus limités pour le Diesel).

Il faut attendre 2015 pour voir cette tendance s'infléchir. Les voix de plus en plus nombreuses à s'élever contre ce carburant amènent le gouvernement à en relever les taxes : l'automobiliste devra désormais débourser 0,02 €/L en plus pour le gazole lui-même, auquel s'ajoute une même augmentation de la taxe carbone. Cette réévaluation en est suivie dès le 1er avril 2015 d'une autre,

cette fois de 0,024 €/L en plus pour le gazole, contre 0,02 €/L pour l'essence. S'il conserve encore l'avantage en matière de fiscalité, le Diesel voit donc fortement l'écart se réduire. Le scandale de l'affaire Volkswagen qui éclate quelques mois plus tard confirme l'État français dans ses choix : il annonce en octobre « un rapprochement en 5 ans entre le prix du gazole et celui de l'essence », en commençant par deux augmentations successives de 0,02 €/L, en 2016 puis en 2017.

Dans l'industrie de plaisance, le Diesel bénéficie d'un avantage de 30 % dans le calcul du DAFN (Droit Annuel de Francisation et de Navigation) jusqu'en 2013, date à laquelle la formule est modifiée pour effacer toute différence avec l'essence

I.1.7- LES INCONVINIENTS [5]

I.1.7.1- Poids

Les premiers moteurs Diesel étaient beaucoup plus lourds, bruyants et bien moins puissants que leurs homologues à essence. Ces inconvénients ont été partiellement éliminés sur les véhicules modernes grâce, en particulier, au turbocompresseur à géométrie variable, aux rampes d'injection communes ou à l'injection très haute pression. Cependant, à puissance égale, ces moteurs restent plus lourds que leurs homologues à essence du fait des contraintes plus élevées ;

I.1.7.2- Bruit

La réduction du niveau sonore dépend beaucoup de la gestion de l'injection et des dispositifs d'insonorisation, néanmoins, des progrès sont encore à faire, les moteurs Diesel étant toujours plus bruyants que ceux à essence.

I.1.7.3- Souplesse

La plage de fonctionnement en vitesse de rotation du moteur Diesel étant plus réduite que celle d'un moteur à essence, il est moins « souple » et a besoin de plus de rapports de vitesse.

I.1.7.4- Pollution, toxicité et écotoxicité des gaz d'échappement

Le caractère toxique et surtout cancérigène du Diesel est depuis longtemps débattu. Les moteurs d'avant les années 1980 ont progressivement inquiété du fait de leur impact visuel (fumées opaques et noires) et leur potentiel risque sanitaire pour l'homme. Les recherches se sont intensifiées en découvrant que les particules qu'ils dégageaient s'avéraient souvent mutagènes, et donc possiblement cancérigènes. L'avis des organismes sanitaires internationaux s'est petit à petit durci,

et le Diesel s'est vu classé au fil du temps de plus en plus sévèrement, malgré l'apport reconnu des progrès réalisés sur les moteurs.

L'INSERM a réalisé, en 2008, une synthèse de la quarantaine d'études visant depuis les années 1980 à démontrer l'effet cancérigène du Diesel. Toutes portent sur des sujets exposés professionnellement aux fumées du gazole : conducteurs de bus, taxis, poids-lourds ou locomotives, et mécaniciens associés. Les résultats concluent à des risques accrus, souvent de manière significative, d'apparition de cancers du poumon. Une relation semble également se révéler entre ces risques et la durée d'exposition aux émissions. L'institut met toutefois en garde sur les probables perturbations induites par la consommation de tabac et l'exposition à l'amiante. Si un débat épidémiologique est en cours pour mesurer l'impact de ces deux éléments, l'INSERM estime malgré tout qu'il ne peut suffire à changer drastiquement les conclusions. Reprenant les termes de l'EPA, co-responsable de l'étude, il conclue que « le fait que les fumées Diesel augmentent le risque de cancer du poumon chez l'homme est très plausible sur le plan biologique ».

Suivant ce mouvement, le CIRC, qui classait depuis 1988 les émissions Diesel parmi les cancérigènes probables pour l'homme (groupe 2A), les range depuis 2012 comme cancérigènes certains (groupe 1). L'agence pour le cancer de l'OMS considère en effet les preuves scientifiques désormais « irréfutables » que les « émanations des moteurs Diesel causent des cancers du poumon ». Elle s'inquiète aussi d'autres

risques de cancers, notamment celui de la vessie. En cause, les particules que rejette le moteur Diesel, que ce soit dans le transport, l'industrie ou les chauffages domestiques.

I.1.7.5- Odeurs

Les odeurs caractéristiques des gaz d'échappement des moteurs Diesel sont dues à un ensemble complexe de composés organiques tels que les indoles, furanes et phénols.

I.1.8- CLASSIFICATION DES MOTEURS DIESEL [6]

Les moteurs L'application du moteur Diesel privilégie souvent le silence de fonctionnement au détriment d'une légère surconsommation.

I.1.8.1- Les moteurs à injection indirecte

L'application du moteur Diesel privilégie souvent le silence de fonctionnement au détriment d'une légère surconsommation.

Pour satisfaire à ces conditions, les moteurs Diesel montés sur les voitures par exemple étaient, jusqu'à un passé récent, de type à chambre divisée (injection indirecte).

Le terme d'indirecte vient donc du fait que la combustion ne s'amorce pas au-dessus du piston mais dans une chambre annexe. Deux principes sont utilisés : les préchambres (1) et les chambres de turbulence (2).à injection indirecte **:**

Dans ces deux cas, la combustion se déroule dans deux volumes séparés : une chambre, représentant 30 à 60% du volume total, qui reçoit l'injection du carburant et où s'amorce la combustion, et une chambre principale dans laquelle elle s'achève.

L'injection du carburant dans ce petit volume relativement chaud permet de réduire le délai d'allumage du combustible. Seule la quantité minimum de combustible nécessaire à l'amorçage de la combustion s'enflamme, le reste se trop ré chambre par l'augmentation de pression et la combustion se poursuit dans la chambre principale.

Les moteurs à injection indirecte remplissent les conditions requises pour son application à l'automobile, à savoir un relatif silence de fonctionnement et un faible taux d'émissions de NOx.

Cependant la perte de pression dans le passage de la préchambre à la chambre de combustion limite son rendement. C'est cela, le second choc pétrolier en 1973 et les normes de dépollution toujours plus sévères qui ont amené les constructeurs à repenser le moteur Diesel en termes d'économie et de faible pollution et ont provoqués le passage des nouveaux moteurs l'injection directe.

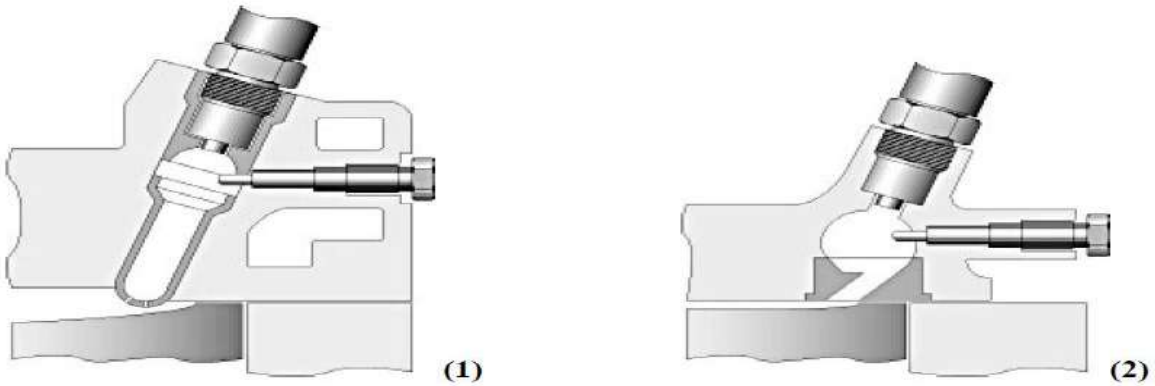


Figure I.17 : injection indirecte

I.1.8.2- Les moteurs à injection directe

Le claquement des moteurs diesel provient du délai d'auto-inflammation du gasoil. Lors d'une injection, le gas-oil ne s'enflamme pas dès son entrée dans le cylindre, mais après un délai dépendant de divers facteurs comme la température du carburant et de l'air, de la pression en fin de compression ou de la finesse de l'injection. S'il n'y a qu'une seule injection, une grosse quantité sera déjà injectée quand le gas-oil s'enflammera, d'où un bruit élevé particulièrement lorsque le moteur est froid.

La solution est alors de créer une première injection d'une infime quantité de carburant pour amorcer la combustion, ce qui ne va générer qu'un faible bruit. Ensuite, la quantité nécessaire est injectée pour que le moteur délivre la puissance. Cette première injection est appelée injection pilote. Elle dure quelques dizaines de micro secondes et la quantité injectée est de l'ordre de 1 à 2 mm3 (une injection moyenne est de 30 mm3).

Aujourd'hui, trois technologies sont utilisées :
La première, l'injection classique, est celle utilisée depuis le début du moteur diesel.

Les deux suivantes, le Common rail et l'injecteur pompe, sont des technologies qui remplacent progressivement l'injection classique.

Il est à noter que le moteur à injection directe s’impose pour son rendement supérieur à ceux des moteurs à injection indirecte.

En effet, le rapport entre la surface et le volume de la chambre de combustion est nettement plus faible pour un moteur à chambre à espace mort unique (injection directe) que pour un moteur à préchambre (injection indirecte) ; de plus, la durée de la combustion est plus courte dans un moteur à injection directe.

Ces deux paramètres diminuent les échanges thermiques entre la chambre de combustion et le système de refroidissement, facteurs de perte de rendement. Les problèmes liés à l’injection directe sont de deux ordres : bruits de combustion et émission d’oxyde d’azote (NOx).



Figure I.18 : injection directe

I.2- LA Modélisation [12]

I.2.1- Modélisation du système moteur

Parmi les différents modèles physiques connus (quasi-statiques, vidange-remplissage, bond graph…), nous choisissons les modèles quasi-statiques en valeurs moyennes puisqu'ils sont les plus simples ; ils décrivent précisément le comportement du moteur et en même temps, les variables d'état y sont représentées par leurs valeurs moyennes éliminant ainsi toute dépendance à la position angulaire du vilebrequin. Nous cherchons la simplicité puisque ces modèles sont conçus dans le but d'être utilisés dans un processus d'optimisation dynamique lourd. Le système moteur décrit dans la figure I.17 comprend cinq blocs (le collecteur d'admission, le collecteur d'échappement, l'échangeur de chaleur, le moteur et le turbocompresseur à géométrie variable) dont chacun est modélisé séparément.

I.2.1.1- Hypothèses d'études

Pour pouvoir établir les modèles en valeurs moyennes, on va supposer que les hypothèses suivantes sont vraies :

1. L'air dans le collecteur d'admission et les gaz dans le collecteur d'échappement se comportent comme des gaz parfaits, donc les différents états de l'air ou des gaz sont liés par l'équation des gaz parfaits :

$$\boldsymbol{P * V = m * r * T} \qquad \text{(Eq.I.1)}$$

2. Les collecteurs d'admission et d'échappement sont adiabatiques et par suite on va négliger tous les échanges de chaleur avec l'extérieur.

3. Les variations des capacités thermiques à volume constant et à pression constante avec la température sont négligeables.

4. La répartition de l'air dans le collecteur d'admission est homogène et tous les points à l'intérieur du collecteur sont à la même température et pression. De même pour les gaz dans le collecteur d'échappement.

5. Le moment d'inertie des pistons et bielles rapporté sur l'axe du vilebrequin est négligé par rapport au moment d'inertie de ce dernier . Par suite, le moment d'inertie du vilebrequin est considéré comme constant.

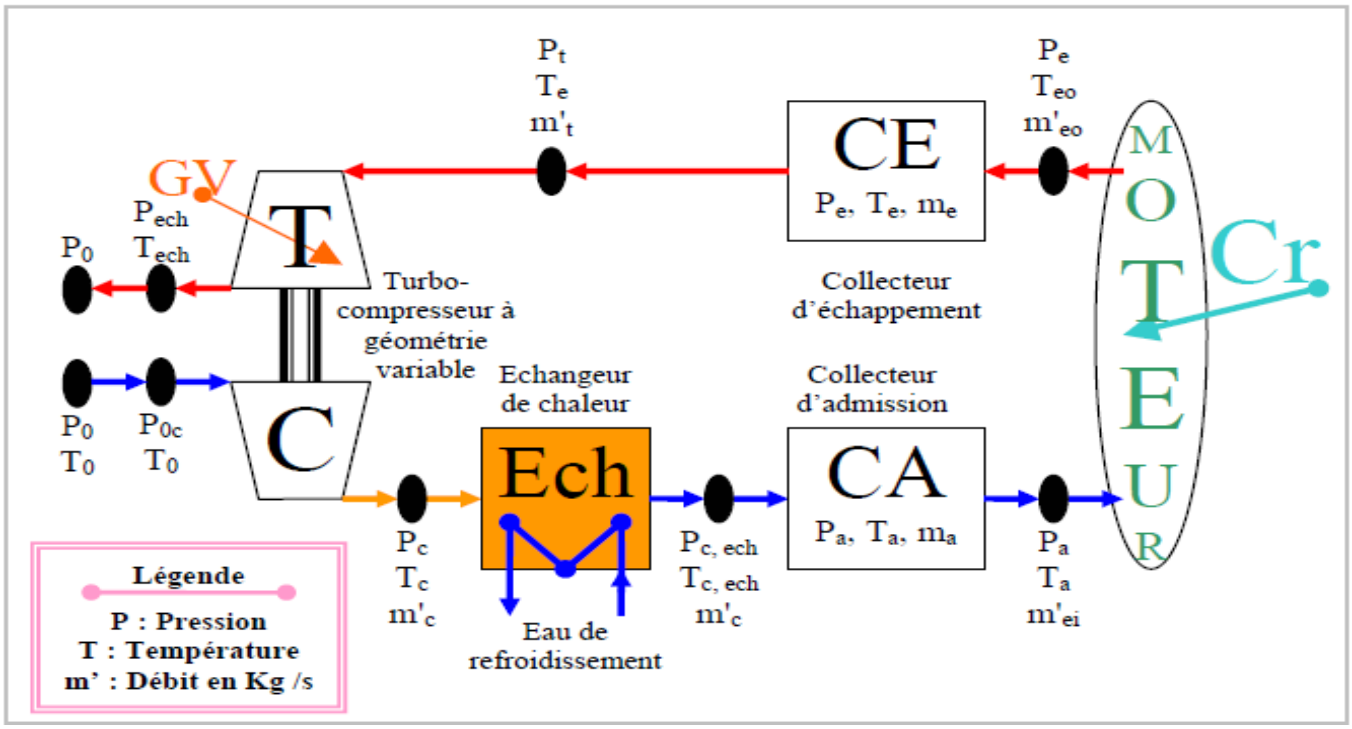


Figure I.19 : Schéma détaillé du moteur M1 définissant les différentes notations utilisées.

I.2.1.2- Le collecteur d'admission

L'application du premier principe de la thermodynamique au collecteur d'admission donne :

$$\frac{d(m_a u)}{dt} = -\dot{W} + \dot{Q} + \dot{m}_c * h_c - \dot{m}_{ei} * h_{ei} \qquad \text{(Eq. I.2)}$$

$\boldsymbol{m_a}$ est la masse de l'air présent dans le collecteur d'admission, *u* est l'énergie interne de l'air, *h* est l'enthalpie, $\boldsymbol{W}$ est le travail produit ou consommé, *Q* est la chaleur dégagée ou absorbée, $\boldsymbol{\dot{m}_c}$ est le débit d'air à la sortie du compresseur et $\boldsymbol{\dot{m}_{ei}}$ est le débit d'air entrant dans les cylindres.

L'énergie interne et l'enthalpie sont reliées à la température de l'air par les équations suivantes :

$$\boldsymbol{u = C_v * T} \quad \text{(Eq. I.3)}$$

$$\boldsymbol{h = C_p * T} \quad \text{(Eq. I.4)}$$

$$\boldsymbol{c_v = \frac{r}{\gamma_a - 1}} \quad \text{(Eq. I.5)}$$

$$\boldsymbol{c_p = \frac{\gamma_a * r}{\gamma_a - 1}} \quad \text{(Eq. I.6)}$$

r est la constante des gaz parfaits relative à l'air, $\boldsymbol{c_v}$ et $\boldsymbol{c_p}$ sont respectivement la capacité thermique à volume et pression constants et $\boldsymbol{\gamma_a}$ est le rapport des capacités thermiques à pression et volume constants de l'air dans le collecteur d'admission et il est égal à 1.4. En considérant le collecteur d'admission comme un système thermodynamique ouvert et adiabatique, (Eq. I.1) → (Eq. I.6) donnent :

$$\boldsymbol{\frac{dP_a}{dt} = \frac{\gamma_a * r}{V_a}(\dot{m}_c * T_{c,ech} - \dot{m}_{ei} * T_a)} \quad \text{(Eq. I.7)}$$

P_a , V_a *et* $\boldsymbol{T_a}$, sont respectivement la pression, le volume et la température de l'air dans le collecteur d'admission et $T_{c,ech}$ est la température de l'air sortant de l'échangeur de chaleur.

Le débit d'air entrant dans les cylindres est calculé par la formule suivante :

$$\boldsymbol{\dot{m}_{ei} = \dot{m}_{ei,th} * \eta_v} \quad \text{(Eq. I.8)}$$

$\boldsymbol{\dot{m}_{ei,th}}$ est le débit d'air théorique capable de remplir la cylindrée :

$$\boldsymbol{\dot{m}_{ei,th} = \frac{V_{cylindée} * P_a}{r * T_a} * \frac{W}{4 * \pi}} \quad \text{(Eq. I.9)}$$

w est la vitesse de rotation du vilebrequin et $\boldsymbol{V_{cylindée}}$est la cylindrée du moteur.

$\boldsymbol{\eta_v}$ est le rendement volumétrique donné par :

$$\boldsymbol{\eta_v = a_{1+}a_2 * W + a_3 * W^2} \quad \text{(Eq. I.10)}$$

a_i , *i* =1... 3 sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales. La variation de la masse de l'air à l'intérieur du collecteur est calculée d'après la loi de la conservation de la masse :

$$\frac{dm_a}{dt} = \dot{m}_a = \dot{m}_c - \dot{m}_{ei} \quad \text{(Eq. I.11)}$$

$\dot{m}_c$est le débit du compresseur. La température à l'intérieur du collecteur est déduite de (Eq. I.1) et est calculée par l'expression suivante :

$$T_a = \frac{P_a * V_a}{r * m_a} \quad \text{(Eq. I.12)}$$

Au total, pour décrire le modèle du collecteur d'admission, trois paramètres sont à identifier par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales collectés sur un banc d'essais statiques.

I.2.1.3- L'échangeur de chaleur

Le rendement de l'échangeur $\eta_{echangeur}$ et la température d'eau de refroidissement T_{eau} sont supposés constants, d'où la température de l'air après l'échangeur de chaleur est calculée d'après l'équation suivante :

$$T_{a,ech} = (1 - \eta_{echangeur}) * T_c + \eta_{echangeur} * T_{eau} \quad \text{(Eq. I.13)}$$

I.2.1.4- Le collecteur d'échappement

On va considérer qu'il n'y a pas de retard entre l'entrée de l'air dans la chambre de combustion et la sortie des gaz, d'où :

$$\dot{m}_{\epsilon o} = \dot{m}_{ei} + \dot{m}_f \quad \text{(Eq. I.14)}$$

$\dot{m}_f$est le débit de gazole et $\dot{m}_{\epsilon o}$est le débit des gaz sortant de la chambre de combustion et entrant dans le collecteur d'échappement. En considérant le collecteur d'échappement comme un système thermodynamique ouvert et adiabatique et en suivant la même démarche utilisée pour l'établissement de (Eq. I.7), la variation de la pression à l'intérieur du collecteur est calculée d'après l'équation suivante :

$$\frac{dP_\epsilon}{dt} = \frac{\gamma_\epsilon * r}{V_\epsilon}((\dot{m}_{ei} + \dot{m}_f) * T_{\varepsilon o} - \dot{m}_t * T_\varepsilon) \quad \text{(Eq. I.15)}$$

P_ϵ, V_ϵ et $T_\varepsilon$sont respectivement la pression, le volume et la température des gaz dans le collecteur d'échappement et $\gamma_\epsilon$est le rapport des capacités calorifiques à pression et volume constantes des gaz dans le collecteur d'échappement et est égal à 1.3. $T_{\varepsilon o}$ est la température des gaz à la sortie des cylindres et est calculée d'après la formule semi-empirique suivante:

$$T_{\varepsilon o} = T_a + \frac{b_1 + b_2 * \lambda + b_3 * \lambda^2}{1.2 + \frac{\lambda}{15}} + \frac{b_4}{W} + b_5 \quad \text{(Eq. I.16)}$$

bi , *i* =1... 5 *i* sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales et λ est le rapport entre le débit d'air entrant dans les cylindres et le débit de gazole, (Eq. I.8) → (Eq.I.10) donnent :

$$\lambda = \frac{\dot{m}_{ei}}{\dot{m}_f} = \frac{(a_1 + a_2 * W + a_3 * W^2) * V_{cylindée} * P_a * W}{4 * \pi * r * T_a * \dot{m}_f} \quad \text{(Eq. I.17)}$$

La variation de la masse des gaz à l'intérieur du collecteur est calculée d'après la loi de la conservation de la masse :

$$\frac{dm_\epsilon}{dt} = \dot{m}_\varepsilon = \dot{m}_{ei} + \dot{m}_f - \dot{m}_t \quad \text{(Eq. I.18)}$$

$\dot{m}_t$ est le débit de la turbine. La température à l'intérieur du collecteur est déduite de (Eq. I.1) :

$$T_\epsilon = \frac{P_\varepsilon * V_\varepsilon}{r * m_\epsilon} \quad \text{(Eq. I.19)}$$

Au total, pour décrire le modèle du collecteur d'échappement, cinq paramètres sont à identifier par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales collectés sur un banc d'essais statiques.

I.2.1.5- Le turbocompresseur à géométrie variable

Le turbocompresseur à géométrie variable est formé de trois parties:

- Le compresseur
- La turbine à géométrie variable
- Le couplage mécanique

I.2.1.5.1- Le compresseur

P_{0c} est la pression de l'air après le filtre à air et à l'entrée du compresseur. Elle est reliée à la pression de l'air à la sortie du compresseur et à la vitesse angulaire du vilebrequin d'après l'équation semi-empirique suivante :

$$P_{0c} = f_1 + f_2 * P_c + f_3 * W + f_4 * P_c * W + f_5 * {P_c}^2 + f_6 * {P_c}^2 * W \quad \text{(Eq. I.20)}$$

P_c, la pression de l'air à la sortie du compresseur, est à son tour reliée à la pression de l'air dans le collecteur d'admission et à la vitesse angulaire du vilebrequin d'après l'équation semiempirique suivante :

$$P_c = g_1 + g_2 * P_a + g_3 * W + g_4 * P_a * W \quad \text{(Eq. I.21)}$$

fi , *i* =1... 6, *i* et *gi* , *i* =1... 4, *i* sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales. Le compresseur est caractérisé par son rendement isentropique η_c qui est le rapport entre la variation de l'énergie interne de l'air pour une transformation isentropique (adiabatique réversible) et celle pour une transformation réelle, effectuée au même rapport de compression

$$\boldsymbol{\pi_c = \frac{P_c}{P_{0c}}} \quad \text{(Eq. I.22)}$$

$$\boldsymbol{\eta_c = \frac{T_{c,is} - T_0}{T_c - T_0}} \quad \text{(Eq. I.23)}$$

T_0 T est la température de l'air à l'entrée du compresseur qui est supposée égale à celle de l'air ambiant et $T_{c,is}$, est la température que l'air aura à la pression P_c s'il avait subi une transformation isentropique à partir de la température T_0et de la pression P_{0c} La modélisation du compresseur se résume à la formulation du débit d'air qui le traverse et de son rendement isentropique en fonction du rapport de compression π_c et de la vitesse de rotation W_{tc} de l'axe du turbocompresseur :

$$\boldsymbol{\dot{m}_c = f(\pi_c, W_{tc})} \quad \text{(Eq. I.24)}$$

$$\boldsymbol{\eta_c = f(\pi_c, W_{tc})} \quad \text{(Eq. I.25)}$$

Le débit du compresseur est exprimé par l'équation semi-empirique :

$$\boldsymbol{\dot{m}_c = \phi * \frac{P_{0c}}{r * T_0} * \frac{\pi}{4} * D^2{}_c * U_c} \quad \text{(Eq. I.26)}$$

$U_c$est la vitesse de l'air à l'extrémité des roues du compresseur :

$$\boldsymbol{U_c = \frac{D_c}{2} * W_{tc}} \quad \text{(Eq. I.27)}$$

D_c est le diamètre des roues du compresseur et W_{tc}est la vitesse de rotation du turbocompresseur. ϕest le facteur de correction du débit d'air et est calculé d'après la formule suivante :

$$\boldsymbol{\phi = \frac{d_3 * \psi - d_1}{d_2 - \psi}} \quad \text{(Eq. I.28)}$$

ψ est le rapport entre la variation de l'énergie interne de l'air pendant une transformation isentropique et l'énergie cinétique de l'air à l'extrémité des roues :

$$\boldsymbol{\psi = \frac{C_p * T_0 \left(\pi_c^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}} - 1 \right)}{\frac{1}{2} * U^2{}_c}} \quad \text{(Eq. I.29)}$$

di , *i* =1... 3, *i* ont la forme semi-empirique suivante :

$$\boldsymbol{di = d_{i1} + M * d_{i2}} \quad \text{(Eq. I.30)}$$

dij , *i* =1... 3 *et j* =1... 2, sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales et *M* est le nombre de Mach, c'est le rapport entre la vitesse de l'air à l'extrémité des roues et la vitesse du son. Il a la forme suivante :

$$\boldsymbol{M = \frac{U_c}{\sqrt{\gamma * r * T_0}}} \quad \text{(Eq. I.31)}$$

Le rendement isentropique du compresseur est calculé par la formule semi-empirique :

$$\boldsymbol{\eta_c = e_1 + e_2 * \phi + e_3 * \phi^2} \quad \text{(Eq. I.32)}$$

$\boldsymbol{e_i}$, *i* =1... 3, sont des variables de la forme suivante :

$$\boldsymbol{e_i = e_{i1} + e_{i2} * M + e_{i3} * M^2} \quad \text{(Eq. I.33)}$$

eij , *i* =1... 3 *et j* =1... 3, sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales. Lors d'une transformation isentropique, les températures et les pressions initiales et finales

sont liées par la formule suivante :

$$\boldsymbol{\frac{T_{c,is}}{T_0} = \pi_c^{\frac{\gamma a - 1}{\gamma a}}} \quad \text{(Eq. I.34)}$$

La température à la sortie du compresseur T_c est déduite de (Eq. I.22) et (Eq. I.34) :

$$\boldsymbol{T_c = T_0 * \left(1 + \frac{\pi_c^{\frac{\gamma a - 1}{\gamma a}} - 1}{\eta_c}\right)} \quad \text{(Eq. I.35)}$$

La puissance du compresseur se calcule d'après la formule suivante :

$$\boldsymbol{P_c = \dot{m}_c * C_{pa} * (T_c - T_0)} \quad \text{(Eq. I.36)}$$

$$\boldsymbol{\rightarrow P_c = \dot{m}_c * C_{pa} * T_0 \left(\pi_c^{\frac{\gamma a - 1}{\gamma a}} - 1\right) * \frac{1}{\eta_c}} \quad \text{(Eq. I.37)}$$

Au total, pour décrire le modèle du compresseur, vingt cinq paramètres sont à identifier par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales collectés sur un banc d'essais statiques.

I.2.1.5.2- La turbine à géométrie variable

La pression de gaz à la sortie de la turbine P_{ech} est reliée à la pression des gaz P_ε dans le collecteur d'échappement par la relation semi-empirique suivante :

$$\boldsymbol{P_{ech}} = \text{MIN}\left\{\begin{matrix} \boldsymbol{le5} \\ \boldsymbol{l_1 + l_2 * P_\varepsilon} \end{matrix}\right\} \quad \text{(Eq. I.38)}$$

li , *i* =1... 2 sont des paramètres identifiées à partir des données expérimentales. Comme dans le cas du compresseur, la turbine est caractérisée par son rendement isentropique qui est égal à :

$$\boldsymbol{\eta_t = \frac{T_\varepsilon - T_{ech}}{T_{t,is} - T_{ech}}} \quad \text{(Eq. I.39)}$$

On néglige la différence de température entre les gaz dans le collecteur d'échappement et à l'entrée de la turbine. T_{ech} est la température des gaz à la sortie de la turbine et $T_{t,is}$ est la température que les gaz auront s'ils avaient subit une transformation isentropique à partir d'une pression initiale P_ε pour arriver à une pression et température finales P_{ech} *et* T_{ech} .

La modélisation de la turbine se résume à la formulation du débit des gaz qui la traversent et de son rendement isentropique en fonction du rapport de détente des gaz π_t de la vitesse de rotation W_{tc} du turbocompresseur et de l'angle d'inclinaison des aubes de la turbine *GV* qui varie la section effective traversée par les gaz :

$$\boldsymbol{\dot{m}_t = f(\pi_t, W_{tc}, GV)} \quad \text{(Eq. I.40)}$$

$$\boldsymbol{\eta_c = f(\pi_t, W_{tc}, GV)} \quad \text{(Eq. I.41)}$$

$$\boldsymbol{\pi_t = \frac{P_{ech}}{P_\varepsilon}} \quad \text{(Eq. I.42)}$$

Le débit des gaz à travers la turbine est toujours exprimé en fonction de sa valeur réduite $\boldsymbol{\dot{m}_{t,red}}$ pour prendre compte des effets de la pression et température des gaz à la sortie de la turbine sur le calcul de son débit :

$$\boldsymbol{\dot{m}_{t,red} = \frac{\dot{m}_t * \sqrt{T_\varepsilon}}{P_\varepsilon}} \quad \text{(Eq. I.43)}$$

D'après l'analyse des cartes de la turbine et la création de différents modèles du débit des gaz à travers la turbine, on a trouvé que le débit des gaz est indépendant de la vitesse de rotation du turbocompresseur et qu'on peut l'exprimer par l'équation semi-empirique suivante**:**

$$\boldsymbol{\frac{\dot{m}_t * \sqrt{T_\varepsilon}}{P_\varepsilon * 10^{-3}} = \frac{\sqrt{T_{ref}}}{P_{ref}} * [2 * \pi_t * (1 - \pi_t)]^{0.5} * (h_1 * GV + h_2) * \left[h_3 \left(\frac{1}{\pi_t} - 1\right) + h_4\right]} \quad \text{(Eq. I.44)}$$

$\boldsymbol{P_{ref}}$ *et* $\boldsymbol{T_{ref}}$ sont respectivement la pression et la température de l'air à la sortie de la turbine enregistrées lors de la construction des cartes expérimentales fournies par le producteur du turbocompresseur et *hi* , *i* =1... 4, sont des paramètres identifiés à partir des données expérimentales.

Le rendement de la turbine est donné par le modèle semi-empirique :

$$\eta_t = K_1 + K_2\left(\frac{U}{C}\right) + K_3\left(\frac{U}{C}\right)^2 + K_4\left(\frac{U}{C}\right)^3 \quad \text{(Eq. I.45)}$$

Les variables K_i , i =1... 4, ont la forme suivante :

$$K_i = K_{i1} + K_{i2} * w_{tc} + K_{i3} * w^2{}_{tc} + K_{i4} * GV + K_{i5} * GV^2 + K_{i6} * w_{tc} * GV \quad \text{(Eq. I.46)}$$

K_{ij} , i =1... 4 *et* j =1... 6, ij sont des paramètres identifiées à partir des données expérimentales.

$$\frac{U}{C} = \frac{\frac{D_t}{2} * w_{tc}}{\sqrt{2 * C_{pe} * T_e\left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right)}} \quad \text{(Eq. I.47)}$$

Lors d'une transformation isentropique, les températures et les pressions initiales et finales sont liées par la formule suivante :

$$\frac{T_{ech}}{T_e} = \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}} \quad \text{(Eq. I.48)}$$

La température à la sortie de la turbine T_{ech} est déduite de (Eq. I.42) et (Eq. I.48) :

$$T_{ech} = T_e\left(1 - \eta_t * \left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right)\right) \quad \text{(Eq. I.49)}$$

Puissance de la turbine :

$$P_t = \dot{m}_t * C_{pe}(T_e - T_{ech}) \quad \text{(Eq. I.50)}$$

$$\rightarrow P_t = \dot{m}_t * C_{pe} * T_e\left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right) * \eta_t \quad \text{(Eq. I.51)}$$

$$P_t = \dot{m}_t * C_{pe} * T_e\left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right) \quad \text{(Eq. I.52)}$$

Au total, pour décrire le modèle de la turbine, trente paramètres sont à identifier par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales collectés sur un banc d'essais statiques.

I.2.1.5.3- Le couplage mécanique

La loi fondamentale de la dynamique appliquée à l'axe du turbocompresseur s'écrit :

$$\frac{dw_{tc}}{dt} = \frac{1}{I_{tc} w_{tc}}(\eta_m P_t - P_c) \quad \text{(Eq. I.53)}$$

Soit en remplaçant P_c *et* P_t par leur expression (Eq. I.37) et (Eq. I.52) :

$$\frac{dw_{tc}}{dt} = \frac{1}{I_{tc}w_{tc}}\begin{pmatrix} \eta_m * \dot{m}_t * C_{pe} * T_e\left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right)\eta_t \\ -\dot{m}_{c*}C_{pa} * T_0\left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}}\right)\frac{1}{\eta_c} \end{pmatrix} \quad \text{(Eq. I.54)}$$

$\eta_m$est le rendement mécanique du turbocompresseur, il est supposé constant et égal à 0.98.

I .2.2- Le mouvement de vilebrequin

La loi fondamentale de la dynamique appliquée à l'axe du vilebrequin s'écrit :

$$J_{vil} * \frac{dw}{dt} = C_{moteur} - C_{frott,organes} - C_r \quad \text{(Eq. I.55)}$$

Ou encore :

$$J_{vil} * w * \frac{dw}{dt} = P_{moteur} - P_{frott,organes} - P_r \quad \text{(Eq. I.56)}$$

J_{vil} est l'inertie du vilebrequin, C_{moteur} et P_{moteur} sont respectivement le couple et la puissance du moteur, $C_{frott,organes}$ $et P_{frott,organes}$ sont respectivement le couple et la puissance dus à l'entraînement des organes auxiliaires (pompe à eau, pompe à huile, pompe d'injection, alternateur…) et aux frottements internes des pièces en mouvement (piston-segment-chemise, bielle-manivelle et piston-bielle) et C_r *et* P_r sont respectivement le couple et la puissance résistants du frein. En considérant que , $C_{frott,organes}$, est constant sur un cycle moteur de durée *T* , ce couple peut être lié à la Pression Moyenne de Frottement (PMF) par l'équation suivante :

$$W_{frott,organes} = PMF * V_{cylindrée} = \int_0^T C_{frott,organes} * \dot{\theta} dt =$$

$$C_{frott,organes} \int_0^T \frac{d\theta}{dt} dt$$

En moteur 4 temps :

$$\rightarrow PMF * V_{cylindrée} = C_{frott,organes} \int_0^{4\pi} d\theta = C_{frott,organes} * 4\pi$$

D'où l'on déduit :

$$\rightarrow C_{frott,organes} = \frac{PMF * V_{cylindrée}}{4\pi} \quad \text{(Eq. I.57)}$$

$W_{frott,organes}$ est l'énergie perdue par frottements internes et entraînement des organes auxiliaires sur un cycle moteur. La modélisation du couple moteur peut se faire suivant les deux approches suivantes :

- La première est caractérisée par la modélisation de la puissance effective du moteur en introduisant une forme polynomiale du rendement global en fonction de la vitesse de rotation et du rapport Air/Fuel. Le choix de ces variables est lié aux observations expérimentales faites sur le banc d'essais.
- La deuxième est caractérisée par la description du couple moteur en fonction de la pression instantanée des gaz à l'intérieur des cylindres.

I.2.2.1- Rendement global

L'inertie des pistons et bielles en mouvement est négligée et la puissance effective du moteur est décrite par son rendement global qui est une fonction polynomiale de la vitesse de rotation du vilebrequin et du rapport air/fuel :

$$\boldsymbol{P_e = P_{moteur} - P_{frott,organes} = \eta_e * \dot{m}_f * P_{ci}} \quad \text{(Eq. I.58)}$$

$\boldsymbol{P_{ci}}$ est le pouvoir calorifique inférieur du gazole.

Le rendement global $\boldsymbol{\eta_e}$ est calculé par la formule semi-empirique suivante :

$$\boldsymbol{\eta_e = \lambda \begin{bmatrix} c_1 + c_2 * \lambda + c_3 * \lambda^2 + c_4 * \lambda * w + c_5 * \lambda^2 * w + \\ c_6 * \lambda * w^2 + c_7 * \lambda^2 * w^2 \end{bmatrix}} \quad \text{(Eq. I.59)}$$

$\boldsymbol{c_i}$, i =1... 7 sont des paramètres identifiés d'après les données expérimentales. (Eq. I.56) s'écrit donc :

$$\boldsymbol{J_{vil} * w * \frac{dw}{dt} = \eta_e * \dot{m}_f * P_{ci} - C_{r*} w} \quad \text{(Eq. I.60)}$$

Au total, pour décrire le modèle du mouvement du vilebrequin par l'équation (Eq. I.60), sept paramètres sont à identifier par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales collectées sur un banc d'essais statiques.

I.2.2.2- Modélisation détaillée du couple moteur

Il est possible d'exprimer le couple moteur à partir de l'inventaire des pièces en mouvement et de l'écriture des équations de la dynamique en translation et en rotation. On en déduit la relation entre l'accélération angulaire instantanée du vilebrequin et la pression des gaz, les forces de gravité, les forces centrifuges et l'inertie des différentes pièces.

I.2.2.2.1- Formulation

$\boldsymbol{C_{moteur}}$ est le couple résultant de tous les cylindres.

$$C_{moteur} = \sum_{i=0}^{n-1} C_{m,cyl}(\theta + \theta_i) \quad \text{(Eq. I.61)}$$

n est le nombre des cylindres, θ est la position angulaire du vilebrequin et θ_i est le déphasage du cycle moteur entre les cylindres. Un déphasage uniforme a la forme suivante :

$$\theta_i = \frac{i}{n} 4\pi \,, \qquad i = 0,1...(n-1) \quad \text{(Eq. I.62)}$$

, $C_{m,cyl}$ est le couple moteur relatif à un seul cylindre. Il est la résultante des couples créés par les forces de la pression des gaz, de la gravité, de l'inertie et les forces centrifuges des bielles et pistons en mouvement. Il a la forme suivante:

$$C_{m,cyl}(\theta) = \underbrace{g^* f_1(\theta)}_{\text{couple des forces de gravité}} + \underbrace{P_{gaz}(\theta) * f_2(\theta)}_{\text{couple des forces de Pression}} + \underbrace{\ddot{\theta} * f_3(\theta)}_{\text{couple des forces d'inertie}} + \underbrace{\dot{\theta}^2 * f_4(\theta)}_{\text{couple des forces centrifuges}} \quad \text{(Eq.I.63)}$$

où :

$$f_1(\theta) = \left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} m_b\right) * \frac{R^2 * \sin(2\theta)}{2\sqrt{L^2 - R^2 sin^2\theta}} + \left(m_p + m_b\right) * R * \sin\theta \quad \text{(Eq. I.64)}$$

$$f_2(\theta) = \frac{4D^2}{4} R \sin\theta \left(1 + \frac{R\cos\theta}{\sqrt{L^2 - R^2 sin^2\theta}}\right) \quad \text{(Eq. I.65)}$$

$$f_3(\theta) = \begin{bmatrix} -\left(m_p + m_b\right) R^2 sin^2\theta - \frac{R^2 {L^2}_1}{L^2} m_b cos^2\theta \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} m_b\right) \frac{R^3 \sin\theta \sin(2\theta)}{\sqrt{L^2 - R^2 sin^2\theta}} - \frac{R^2 I_b cos^2\theta}{L^2 - R^2 sin^2\theta} \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} 2m_b + \frac{{L_1}^2}{L^2} m_b\right) \frac{R^4 sin^2\theta cos^2\theta}{L^2 - R^2 sin^2\theta} \end{bmatrix} \quad \text{(Eq. I.66)}$$

$$f_4(\theta) = \begin{bmatrix} -\left(m_p + m_b - \frac{{L_1}^2}{L^2} m_b\right) R^2 \frac{\sin(2\theta)}{2} \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} m_b\right) \frac{R^3 \sin\theta \sin(2\theta)}{\sqrt{L^2 - R^2 sin^2\theta}} \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} m_b\right) \frac{R^3 sin^3\theta (R^2 - L^2)}{(L^2 - R^2 sin^2\theta)^{1.5}} \\ -\frac{R^2 I_b \sin(2\theta)(R^2 - L^2)}{2(L^2 - R^2 sin^2\theta)} \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} 2m_b + \frac{{L_1}^2}{L^2} m_b\right) \frac{R^4 \sin(2\theta) sin^2\theta (R^2 - L^2)}{2(L^2 - R^2 sin^2\theta)} \\ -\left(m_p + m_b - \frac{L_1}{L} 2m_b + \frac{{L_1}^2}{L^2} m_b\right) \frac{R^4 \sin(2\theta) cos^2\theta}{2(L^2 - R^2 sin^2\theta)} \end{bmatrix} \quad \text{(Eq. I.67)}$$

I.2.2.2.2- Résolution de l'équation différentielle

On va proposer la résolution de l'équation différentielle du mouvement du vilebrequin (Eq. I.55) suivant les trois démarches suivantes :

- Directement à partir de la pression instantanée qui intervient dans le couple moteur Cmoteur défini par (Eq. I.63).
- En remplaçant le couple instantané de la pression des gaz dans (Eq. I.63) par sa valeur moyenne sur un cycle moteur, cette valeur est égale à $\cdot \boldsymbol{PMI} * \boldsymbol{V_{cylindrée}/4\pi}$.
- A partir de l'accélération angulaire moyennéesur un cycle moteur.

I.2.2.2.2.1- Pression instantanée

La résolution directe de (Eq. I.55) exige l'évaluation de la pression instantanée des gaz $P_{gaz}(\theta)$ qui intervient dans$C_{m,cyl}(\theta)$, (Eq. I.63) et de $C_{frott,organes}$, . Pour connaître la valeur instantanée de la pression des gaz$P_{gaz}(\theta)$ à l'intérieur des cylindres, on a deux choix :

- Soit calculer la pression en faisant appel à des codes de calcul spécialisés comme SimCycle ou GTpower. Ce choix n'est pas possible à cause du temps très long que prennent les codes de calcul pour converger vers une solution, du nombre de cycles moteur engendré par un trajet dynamique et du pas de discrétisation utilisé, de l'ordre de 1 degré vilebrequin (par exemple une vitesse de rotation égale à 1200 tr/mn, correspond à un pas de temps égal à 0.14 ms).
- Soit construire un modèle analytique de la pression instantanée. On peut s'inspirer du travail qui a présenté un modèle de la pression instantanée formé d'une série de Fourrier dont les amplitudes et les angles de phases sont fonctions de la charge et de la vitesse de rotation du vilebrequin. Cette approche nécessite plusieurs essais expérimentaux pour construire un tableau des amplitudes et angles de phases représentant tout le domaine de fonctionnement du moteur. Ensuite les amplitudes et les angles de phases relatifs à un point spécifique de fonctionnement sont obtenus par interpolation ou sont calculés d'après des formes polynomiales obtenues par régression des données issues des essais expérimentaux. La précision du modèle est aussi déterminée par le nombre des harmoniques utilisés pour le construire, propose l'utilisation de 15 à 25 harmoniques. Cette approche accélère le pas de temps utilisé jusqu'à quelques degrés de vilebrequin, on ne peut pas aller plus vite vu la variation brutale de la pression lors de la combustion. Par suite cette démarche aussi est jugée inacceptable pour une étude dynamique du fonctionnement du moteur. D'après (Eq. I.57), le couple $C_{frott,organes}$, peut se déduire d'un modèle semi-empiriques de la PMF pris

dans la littérature, comme la formulation de Millington et Hartles (1968) ou de Guichaoua et al (1984) :

Millington et Hartles→ $\boldsymbol{PMF = \frac{\varepsilon-4}{14.5} + 4.83 * 10^{-4}N + 0.103\left(\frac{V_p}{5.05}\right)^2}$ (Eq. I.68)

ε est le rapport volumétrique de compression, N est la vitesse de rotation en tr/mn et V_p est la vitesse de piston .

Guichaoua et al→ $\boldsymbol{PMF = 1.03 + 0.62 * 10^{-3}N - 0.11 * 10^{-6}N^2}$ (Eq. I.69)

Les paramètres utilisés comme coefficients ou exposants dans l'équation de la PMF peuvent être mieux adaptés au moteur par identification à partir des données expérimentales (par la méthode des moindres carrés par exemple).

En conclusion, la résolution directe de (Eq. I.55) nécessite l'utilisation d'un pas de temps très petit (de l'ordre de 0.14 ms). Celui-ci va provoquer l'alourdissement du temps d'optimisation sans apporter aucun intérêt à la solution du problème, puisque le contrôle du moteur réel se fait à une échelle beaucoup plus grande (0.1 à 1s).

I.2.2.2.2.2- Remplacement du couple instantané des forces de pression des gaz par sa valeur moyenne sur un cycle moteur

Pour éviter le problème du pas temporel très petit, on a pensé à remplacer le couple instantané des forces de pression des gaz dans l'équation (Eq. I.63) par sa valeur moyenne sur un cycle moteur qui est déduite de la Pression Moyenne Indiquée (PMI) : $P_{gaz} * f_2(\theta) \rightarrow \frac{\cdot \boldsymbol{PMI * V_{cylindrée}}}{\boldsymbol{4\pi}}$

Ensuite en remplaçant le couple moteur (Eq. I.63) et le couple des frottements internes et d'entraînement des organes auxiliaires (Eq. I.57) par leurs valeurs dans (Eq. I.55), l'équation différentielle du mouvement du vilebrequin devient :

$$\begin{pmatrix} \boldsymbol{J_{vilbrequin}} \\ \boldsymbol{-\sum_{i=0}^{n-1} f_3(\theta+\theta_i)} \end{pmatrix} \ddot{\boldsymbol{\theta}} = \begin{Bmatrix} \frac{(\boldsymbol{PMI-PMF})\boldsymbol{Vrée_{cylind}}}{\boldsymbol{4\pi}} \\ \boldsymbol{+g * \sum_{i=0}^{n-1} f_1(\theta+\theta_i) + \dot{\theta}^2 \sum_{i=0}^{n-1} f_4(\theta+\theta_i) - C_r} \end{Bmatrix} \text{(Eq. I.70)}$$

Cette démarche introduit bien sûr un écart entre la vitesse calculée en utilisant la pression instantanée et celle calculée en utilisant la PMI . L'erreur est de moins en moins importante lorsqu'on augmente l'inertie du moteur et devient complètement négligeable lorsqu'on prend en considération l'inertie totale du véhicule. La résolution de l'équation différentielle nécessite la construction d'un modèle de la PMI et PMF ou directement de la PME en fonction des différents paramètres du moteur. Ce modèle peut avoir la forme d'une équation polynomiale semi-empirique ou d'une cartographie multidimensionnelle où la valeur

de la PME relative à un point de fonctionnement sera calculée par interpolation. En conclusion, (Eq. I.70) est toujours dépendante de la position angulaire du vilebrequin. Par suite le pas de discrétisation nécessaire pour résoudre l'équation différentielle ne doit pas dépasser un seuil limite (de l'ordre de 20-30 degrés) à partir duquel la résolution de (Eq.I.70)
commence à engendrer des erreurs de calcul considérables qui peuvent conduire à la divergence de la solution. Ce pas de temps ainsi que la forme de la courbe de vitesse obtenue vont alourdir et compliquer la résolution du problème d'optimisation.

I.2.2.2.2.3- Accélération angulaire moyennée sur un cycle moteur

En moyennant l'équation différentielle (Eq. I.57) sur un cycle moteur, on obtient l'équation (Eq. I.32) . En remplaçant dans cette dernière équation (PMI-PMF) par PME, (Eq. I.32) devient :

$$(J_{vil} - I_{pieces})\bar{\ddot{\theta}} = \frac{\cdot PME * V_{cylindrée}}{4\pi - C_r} \qquad \text{(Eq. I.71)}$$

Où $\{I_{pieces}\} et \{\cdot PME * V_{cylindrée}/4\pi\}$ sont respectivement le moment d'inertie des bielles etp istons et le couple effectif du moteur moyennés sur un cycle moteur. L'équation (Eq. I.23) permet alors de déduire directement la vitesse de rotation du vilebrequin à la fin du cycle moteur à partir de l'accélération moyennée et de la vitesse initiale. Cette approche nécessite l'utilisation d'un pas de temps variable égal à la durée du cycle (par exemples 0.05 s pour N=1200 tr/mn, 0.02 s pour N=3000 tr/mn). Les valeurs de la PME seront calculées à partir des modèles construits identiquement au paragraphe I.2.2.2.2.2. Cette démarche est caractérisée par un pas de temps assez grand pour être utilisée dans une étude dynamique du mouvement du vilebrequin. Mais ce pas est très grand pour avoir une convergence des équations différentielles du turbocompresseur et des collecteurs d'admission et d'échappement, donc il faut le réduire. Elle exige aussi l'utilisation d'un pas de temps variable en fonction de la vitesse de rotation et d'une commande par escalier du moteur puisque toutes les paramètres de contrôle du moteur (Pression d'injection, début d'injection…) sont identiques dans tous les cylindres sur un cycle moteur. En comparant (Eq. I.71) avec (Eq. I.60), on remarque qu'elles ont la même forme et qu'elles ne diffèrent que par l'inertie des bielles et des pistons en mouvement qui est négligée dans (Eq. I.60), vu que la puissance effective du moteur peut être exprimée de deux manières équivalentes :

$$P_e = \begin{cases} \eta_e * \dot{m}_f * P_{ci} \\ C_{effectif} * w = \frac{\cdot PME * V_{cylindrée}}{4\pi} * w \end{cases} \qquad \text{(Eq. I.72)}$$

En conclusion, (Eq. I.71) peut être utilisée dans un problème d'optimisation, elle est indépendante de θ et elle a un pas de temps assez grand pour ne pas engendrer l'alourdissement du calcul.

I.2.2.3- Modèle physique retenu pour le mouvement du vilebrequin

En comparant les avantages et inconvénients des différentes modèles, en particulier le modèle en fonction du rendement global (Eq. I.60) et le modèle en fonction de l'accélération angulaire moyennée (Eq. I.71), on peut faire les remarques suivantes :

La première équation est indépendante de la position angulaire du vilebrequin, elle a une base physique solide et elle n'exige pas un pas de temps et une commande spéciale.

La deuxième équation nécessite un pas de temps variable incompatible avec les exigences de la résolution des équations différentielles relatives aux autres blocs.

D'où, on va adopter l'équation (Eq. I.60) pour décrire le mouvement du vilebrequin du moteur M1.

I.2.3- Modèles physiques des polluants

Le processus de production et d'émissions des polluants est un phénomène très complexe, non linéaire et pas totalement compris jusqu'aujourd'hui. Il dépend de plusieurs facteurs (la position angulaire du vilebrequin, l'avance à l'injection, la pression d'injection, la vitesse de rotation, la température et pression maximum et instantanée des gaz dans la chambre de combustion, la concentration des différents composants…). La plupart des modèles des polluants décrits dans la littérature exige un maillage assez fin de la chambre de combustion,

l'écriture des équations de la conservation de masse et d'énergie relatives à chaque volume infinitésimal. En plus elle nécessite la conception et la résolution, en parallèle, des modèles de combustion et d'échanges de chaleur avec l'environnement pour calculer les valeurs de la température et de la pression instantanées et l'évolution des différents composants du mélange à l'intérieur des cylindres.

I.2.3.1- Modèles physico-chimiques complexes

La précision et la complexité des modèles des polluants dépendent des modèles utilisés pour décrire la combustion et les phénomènes de formation et d'oxydation des polluants dans la chambre de combustion. Les modèles de combustion peuvent être classés en trois catégories :

- Modèles Zéro-Dimensionnels à une seule zone.
- Modèles Multi-Dimensionnels [Jung et al, 2001], codes CFD (computational fluid dynamics).
- Modèles Quasi-Dimensionnels à plusieurs zones [Rakopoulos et al, 2003 – Jung et al, 2004].

Derrière les modèles de combustion viennent les modèles de polluants décrits par de très nombreuses équations de cinétiques chimiques. La complexité des équations et le temps de résolution restent un énorme obstacle à leur utilisation dans un problème d'optimisation dynamique des moteurs Diesel.

I.2.3.2- Modèles semi-empiriques

A côté de ces modèles complexes, il existe des modèles semi-empiriques. Ainsi l'opacité peut être modélisée par le modèle établi par:

$$\boldsymbol{Op = (a + b * w + c * w^2)\left(\frac{\dot{m}_{ei}}{\dot{m}_f}\right)^{d*w+e}} \quad \text{(Eq. I.73)}$$

En essayant plusieurs variantes de (Eq. I.73), nous avons trouvé un modèle plus précis obtenu en introduisant des exposants différents d'une part sur le débit de fuel et d'autre part sur le débit d'air :

$$\boldsymbol{Op = m_1 * w^{m_2} * m_{ei}{}^{m_3*w+m_4} * m_f{}^{m_5*w+m_6}} \quad \text{(Eq. I.74)}$$

$\boldsymbol{m_i}$, i =1...6 sont des paramètres identifiés par la méthode de moindres carrés à partir des données expérimentales.

I.2.4- Modèle global du moteur

Le modèle global du moteur est donc décrit par les six équations différentielles obtenues aux paragraphes I.2.1 et I.2.2 et décrivant les cinq blocs constituant le moteur, soit :

(Collecteur d'admission) → $\boldsymbol{\frac{dP_a}{dt} = \frac{r*\gamma_a}{V_a}(\dot{m}_c * T_{c,ech} - \dot{m}_{ei} * T_a)}$ (Eq. I.7)

(Collecteur d'échappement) → $\boldsymbol{\frac{dP_e}{dt} = \frac{r*\gamma_e}{V_e}((\dot{m}_{ei} + \dot{m}_f)\, T_{e0} - \dot{m}_t * T_{e0} - T_e}$ (Eq. I.15)

(Collecteur d'admission) → $\boldsymbol{\frac{dm_a}{dt} = \dot{m}_a = \dot{m}_c - \dot{m}_{ei}}$ (Eq. I.11)

(Collecteur d'échappement) → $\boldsymbol{\frac{dm_e}{dt} = \dot{m}_e + \dot{m}_f - \dot{m}_t}$ (Eq. I.18)

(Mouvement du vilebrequin)→ $\boldsymbol{J_{vil} * w * \frac{dw}{dt} = \eta_e * \dot{m}_f * P_{ci} - C_r * w}$ (Eq. I.60)

(Turbocompresseur)→ $\boldsymbol{\frac{dw_{tc}}{dt} = \frac{1}{I_{tc} w_{tc}} \begin{pmatrix} \eta_m * \dot{m}_t * C_{pe} * T_e \left(1 - \pi_t^{\frac{\gamma e-1}{\gamma e}}\right)\eta_t \\ -\dot{m}_c * C_{pa} * T_0 \left(1 - \pi_c^{\frac{\gamma e-1}{\gamma e}}\right)\frac{1}{\eta_c} \end{pmatrix}}$ (Eq. I.54)

Les entrées du système moteur sont $\boldsymbol{\dot{m}_f}$ *et* $\boldsymbol{C_r}$.

La pollution est décrite par l'opacité (Eq. I.73).

Le paramètre de contrôle du système est *GV* qui caractérise la position des ailettes de la turbine.

Les variables d'état principales du moteur sont $\{ \boldsymbol{w}, \boldsymbol{P_a}, m_a, P_e, m_e, et\ w_{tc} \}$. La détermination de l'évolution de ces variables au cours du temps revient donc à résoudre simultanément le système d'équation différentielle décrit précédemment.

Toutes les autres variables ($\boldsymbol{T_e}, \boldsymbol{T_a}, \eta_c, \eta_t, \boldsymbol{\gamma}, \eta_e$) sont reliées à ces variables d'état par les équations semi-empiriques ((Eq. I.1) → (Eq. I.60) et (Eq. I.74)).

Les données expérimentales utilisées pour élaborer les modèles sont collectés sur un banc d'essais comprenant : un moteur Diesel six cylindres équipé d'un turbocompresseur à géométrie variable dont les caractéristiques sont reportées dans le tableau I.1, un frein à courants de Foucault, des capteurs de pression, température, des débitmètres, un opacimètre AVL 438 pour mesurer l'intensité des fumées et un système d'acquisition rapide des données.

Tableau I.1 : Caractéristiques du moteur M1

Moteur Diesel ID suralimenté	M1
Nombre de cylindres	6
Course	145 mm
Alésage	120 mm
Taux de compression	17/1
Puissance Maximum	260 KW à 2400 tr/mm
Couple Maximum	1580 N.m. à 1200 tr/mm
Pression relative de suralimentation	2 bar

I.2.5- Validation des modèles physiques en valeurs moyennes en régime dynamique

Après identification des paramètres, les modèles sont exploités en simulations. Pour les mêmes entrées, débit de fuel et couple résistant, et pour les mêmes valeurs de la géométrie variable de la turbine, nous comparons les sorties de ces modèles aux mesures réalisées sur le banc d'essais dynamiques.

CONCLUSION

Le moteur diesel présente une efficience globale bien supérieure à la plupart des développements alternatifs de motorisation de véhicules.

Les progrès considérables réalisés au cours des dix dernières années ont conforté cette position, en particulier face au moteur à essence à injection directe. Les nouveaux développements, en particulier l'introduction du filtre à particules, ont réduit les niveaux d'émission de polluants.

II. RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

II.1. INTRODUCTION

Comment l'homme fait-il pour raisonner, parler, calculer, apprendre…. ? Comme le cerveau humain est un dispositif de stockage et de traitement de données, une question se pose, est de savoir si ce cerveau peut faire des choses qu'un ordinateur ne peut pas et ne pourra jamais le faire.

Il y a des centaines d'exemples qui montrent à la fois combien on peut espérer de la modélisation du système nerveux, mais aussi combien il sera difficile d'imaginer et de comprendre les divers aspects des problèmes de perception. Il parait donc naturel d'essayer de comprendre comment les systèmes biologiques sont capables de telles performances, et si possible, de s'inspirer de leurs principes pour imaginer de nouveaux algorithmes ou de nouvelles machines plus efficaces que ceux dont nous disposons actuellement.

On considère qu'un cerveau est un ensemble, très complexes, de neurones interconnectés et que chaque neurone a un comportement simple et modélisable.

Sous le terme de réseaux de neurones artificiels on regroupe un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter quelques fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base.

L'approche d'ingénierie pour l'informatique neuronale utilise des modélisations issues de la recherche biologique afin de concevoir des architectures informatiques pouvant accomplir des taches spécifiques telles que l'apprentissage (connaissances, comportement), la reconnaissance des formes, on peut les utilisées dans l'industrie, télécommunication et informatique, finance, pour commander un robot, capter une image, la numériser, détecter un objet mobile, capter le son d'une voix au milieu du bruit ambiant : voici quelques exemples qu'on pourra rencontrer dans la science de l'informatique.

La propriété fondamentale des réseaux de neurones multicouches est l'approximation parcimonieuse qui peut s'énoncer de la façon suivante : Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau

de neurones comportant une couche de neurones cachées en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire, [Joduin, 1994].

II.2. Historique

Les premiers à proposer un modèle sont deux américains de Chicago, le neurophysiologiste Warren Mccullers et le logicien Walter Pitt, qui inventent en1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de Mccullers- pitt).

Quelques années plus tard en 1949, Heb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques. Cette règle repose sur le fait que si deux neurones sont connectés entre eux et activées au même temps, les connexions qui les relient doivent être renforcées, dans le cas contraire, elles ne sont pas modifiées.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Frank Rosenblatt qui conçoit le fameux perceptron. Le perceptron possède une couche de neurones d'entrée, ainsi qu'une couche de sortie. Ce réseau parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques, à la fin des années 60 (1969) Rosenblatt à reçut une critique violente par Marvin Minsky et Seymour Papert, qui publient un livre dans lequel ils décrivent une série de problèmes de reconnaissance des forme qu'un perceptron ne peut pas résoudre, problème dit d'un apprentissage difficile. Les travaux sur la technologie des réseaux neuronaux sont alors quasiment interrompus, il faudra alors attendre le début des années 80 (1982) pour que Hopfield démontre l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents ('feed-back').

En parallèle des travaux de Hopfield, Werbos conçoit son algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron (MLP), fournissant ainsi un moyen d'entraîner les neurones des couches cachées. Cet algorithme de 'back- propagation' ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par Rumelhart. [2]

II.3. Fondements Biologiques

Il est estimé que le cerveau humain contient 10^{11} neurones et 10^{14} synapses dans le système nerveux. Les neurones et les synapses constituent les éléments de base

pour le traitement de l'information. On pense que le système nerveux compte plus de 1000 milliards de neurones interconnectés. Bien que les neurones ne soit pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes.

En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau.

Le schéma d'un neurone biologique est représente dans la figure III.1:

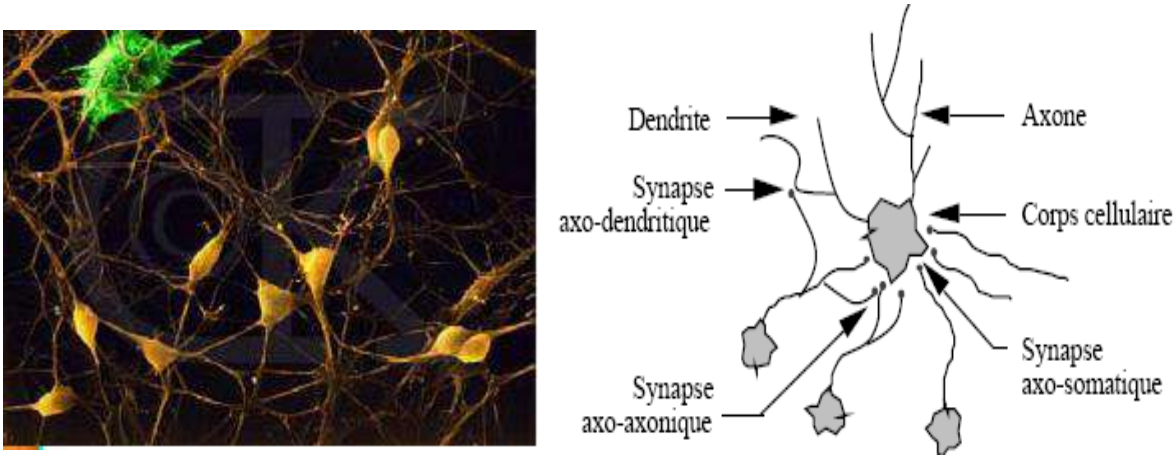


Figure II.1. Neurone biologique, [Gallinari, 1996; Mhaskar, 1994].

Le neurone est une cellule constitué principalement de trois parties qui, au regard du transfert d'information, ont un rôle fonctionnel bien défini. Ce sont :

Le corps cellulaire, les dendrites, et l'axone.

1. **Corps cellulaire :** est le centre de traitement des informations et de commande du neurone, les messages reçus à partir des dendrites sont interprétés et la réponse est envoyée à travers l'axone.
2. **Dendrites :** ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites.
3. **Axone :** c'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone.

Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones, son rôle est de transmettre l'activité neuronale générée par le corps cellulaire aux dendrites d'autres cellules aux voisinages.

La synapse est la jonction de l'axone d'un neurone aux dendrites d'un autre neurone.

Dans un neurone l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone.

Le neurone va recevoir des informations venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites, il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action (signal électrique) le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux dendrites au moyen des synapses. Une synapse excitatrice contribuera à activer le neurone cible, tandis qu'une synapse inhibitrice tendra à empêcher l'activité de cet axone.

Les synapses possèdent une sorte de "mémoire" qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement, dans ce cas les connexions synaptiques vont donc se modifier. Ainsi, la synapse va faciliter ou non le passage des influx nerveux. Cette plasticité est à l'origine des mécanismes d'apprentissage. [7]

II.4. Neurone Formel

Le neurone formel peut être considéré comme une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique.

C'est un dispositif possédant une seul sortie et un nombre d'entrée quelconque, ce neurone fait pondérée ces entrées, suivies en général d'une non-linéarité appelée fonction d'activation. Cette fonction d'activation réalisée par le neurone formel est un échelon qui vaut 1 si la somme pondérée de ses entrées est supérieure au seuil et 0 sinon.

Donc le neurone peut être représenté comme suit figure III.2 **:**

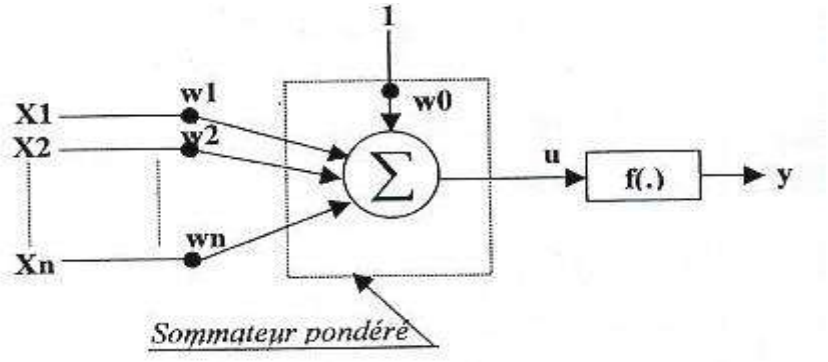


Figure II.2. Le neurone formel, [Gallinari, 1996].

- Les entrées : $(x_1, x_2, x_3, \ldots, x_n)$;
- Les poids synaptiques $(w_1, w_2, \ldots, w_n)$;
- La valeur du seuil interne w_0 ;

L'état du neurone (la somme pondérée) :

$$u(w,x) = \sum_{i=0}^{n} wi \cdot xi \qquad \text{(II.1)}$$

- La fonction d'activation :

$$y = f(u) \qquad \text{(II.2)}$$

- La sortie du neurone est : y.
- La fonction d'activation :

Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions : Rampe, Sigmoïde, Gaussienne, Heaviside, signe et la fonction à seuil.

Cette fonction est en général monotone, croissante, ainsi l'augmentation de l'entrée ne peut que faire augmenter la sortie ou la garder constante, elle ne peut jamais faire décroître le signal.

Le choix d'une fonction d'activation linéaire facilite les calculs mais le neurone perd sa robustesse. Tandis que, les neurones dont la fonction d'activation est non linéaire augmentent la capacité du réseau à approximer les fonctions complexes.

- La fonction sigmoïde :

$$f(u) = 1/(1+e^{-B.u})$$

B : est le gai de la fonction sigmoïde.

II.5. Analogie avec le modèle biologique

L'idée des neurones artificiels est inspirée par analogie des neurones biologiques, et qui peut être résumée dans le tableau suivant :

Cerveau	**Réseau de neurones**
Neurone	Elément processeur
Dendrites	Somme pondérée
Corps cellulaire	Fonction d'activation
Axone	Fonction de sortie
Synapse	Poids

Tableau II.1. Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels, [Gallinari, 1996].

II.6. Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle.

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires dites cachées. Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information en reculons ('back propagation').

Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.

Les réseaux de neurones artificiels ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les réseaux de neurones artificiels ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions, soit dans les poids synaptiques.

II.7. Catégories des réseaux de neurones artificiels

On peut classer les réseaux de neurones en deux grandes catégories :

- Les réseaux de neurones statiques.
- Les réseaux de neurones dynamiques.

II.7.1. Réseaux de neurones multicouches statiques

Ce type de réseau est organisé généralement en couche de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche précédente ou tout simplement de l'entrée du réseau. Dans ce cas il n'existe pas de "feed-back" (retour) d'information c'est-à-dire l'information circule dans un seule sens, de l'entrée vers la sortie.

Ces réseaux peuvent être utilisés pour les problèmes de classification ou d'approximation de fonctions non linéaires complexes.

Les réseaux de neurones statiques les plus connus sont :

- Les réseaux multicouches (MLP : MultiLayer Perceptron).
- Les réseaux modulaires.
- Le modèle de Kohonen.

Dans notre étude on va utiliser les réseaux multicouches.

L'architecture d'un MPL est organisée en couches successives comprend une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées car elles ne sont pas vues à l'extérieur. Chaque couche est composée d'un certain nombre de neurone. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante tel que il n'y a pas de connexion entres les neurones de la même couche.

Un neurone ne peut envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche postérieure à la sienne figure II.3.

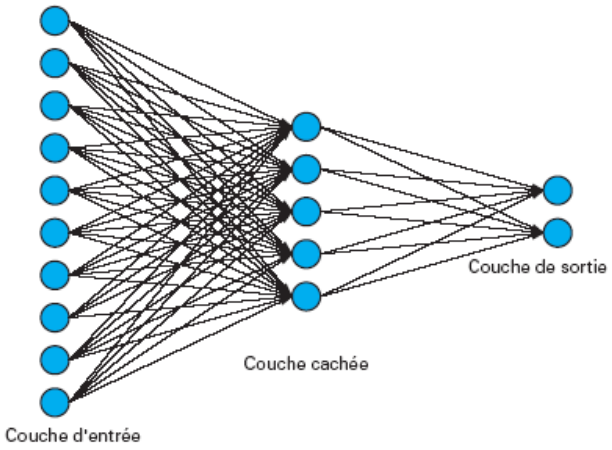


Figure II.3. Réseau multicouche MLP, [Dreyfus et al. 2002].

II.7.2. Réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux dynamiques ou réseaux récurrents sont organisés de telle sorte que chaque neurone reçoit sur ses entrées une partie ou la totalité de l'état du réseau (sortie des autres neurones) en plus des informations externes. Pour ces réseaux l'influence entre les neurones s'exerce dans les deux sens. L'état global du réseau dépend aussi de ses états précédents. L'équation du neurone dans ce cas, est décrite

par des équations différentielles ou aux différences. La structure interne de ces réseaux est exploitée pour l'identification et la commande de systèmes dynamiques.

Les réseaux de neurones dynamiques les plus connus sont :

- Les réseaux de neurones avec temps de retard.
- Les réseaux de neurones avec retour de sortie.
- Le réseau de Hopfield.

II.8. Apprentissage des réseaux de neurones

On appelle apprentissage, l'opération par la quel le réseau de neurones acquiert la capacité de réaliser certaines taches en modifiant les paramètres internes (poids synaptique), cette modification se fait en utilisant un algorithme d'adaptation paramétrique appelé "algorithme d'apprentissage".

L'apprentissage consiste alors à améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les expériences acquises.

Plusieurs modes d'apprentissage peuvent être distinguées, ceux-ci se différencient principalement par le type d'exemples disponible pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tache qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles.

L'objectif des algorithmes d'apprentissages est de minimiser l'erreur de décision effectuée par le RNA en ajustant les poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement.

II.8.1.Types d'apprentissages

Les algorithmes d'apprentissages peuvent se répartir en trois classes :

- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage forcé ou imposé.
- Apprentissage supervisé.

II.8.1.1. Apprentissage non supervisé

Cet entraînement ce fait sur la base d'informations locales existant à l'entrée. Il représente la capacité des réseaux de neurones à apprendre sana connaître la sortie désirée. Dans ce cas, le réseau organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à minimiser un critère de performance donné. Les informations d'entrée sont présentées au réseau et des catégories internes sont formées par une auto-organisation du réseau. Cet apprentissage est dit aussi compétitif du moment où il y a une compétition entre les unités du réseau à représenter le vecteur d'entrée figure II.4.

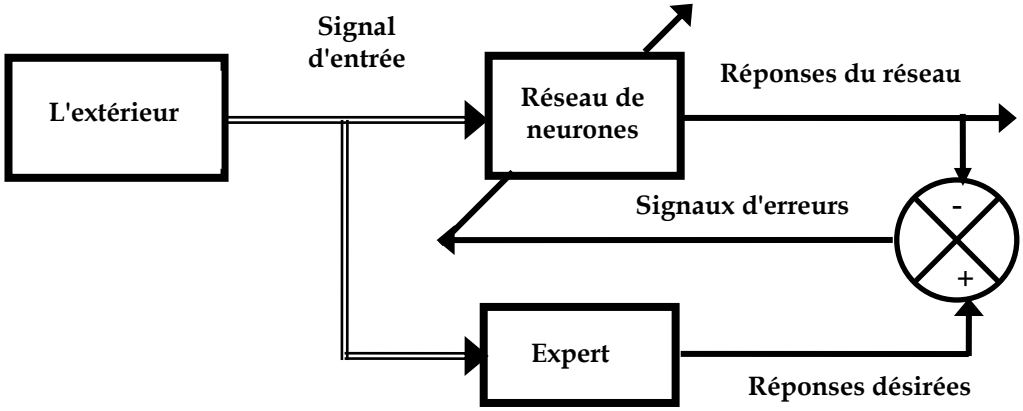


Figure II.4. Apprentissage non supervisé.

II.8.1.2. Apprentissage forcé ou imposé

Dans cet apprentissage on indique seulement au réseau si la sortie est bonne ou mauvaise en induisant ainsi une variation sélective des poids de connexions..

II.8.1.3. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé correspond au cas ou l'on dispose d'exemples d'entrées et de sorties simultanément (c'est-à-dire les entrées et les sorties désirées correspondantes). On cherche alors à construire un modèle capable de prédire et donner la valeur de la sortie désirée connaissant celle de l'entrée et fournit un signal d'erreur quand une erreur est établie ; en minimisant celle-ci, on a un outil d'optimisation des paramètres internes du réseau qui sont les poids synaptiques. Cette procédure est répétée jusqu'à qu'un critère de performance soit satisfait figure II.5.

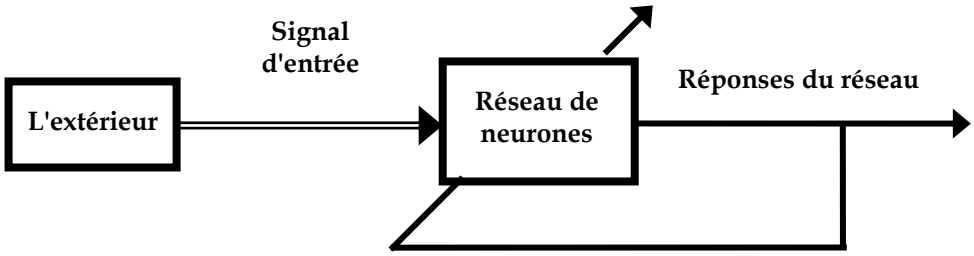


Figure II.5. Apprentissage supervisé

Le réseau de neurone génère une ou plusieurs valeurs de sorties basées sur la performance de calcul des valeurs d'entrées. Les résultats de ces calculs dépendent des valeurs des poids assignées à chaque entrée obtenue après la phase d'apprentissage.

La rétro propagation est la méthode d'apprentissage supervisé la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux statiques et qui sera utilisée pour notre application.

Une fois l'apprentissage effectué, le réseau de neurones acquis la capacité de réaliser la tache prévue.

II.8.2. Algorithme de la rétro-propagation

La règle de la rétro-propagation est la règle la plus utilisée pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones.

Le terme "rétro-propagation" est utilisé pour décrire l'apprentissage du réseau de neurones de type MLP utilisant la descente du gradient appliquée à la fonction de la somme des erreurs quadratique, mais elle peut-être appliquée à n'importe quelle architecture à fonctions d'action dérivables.

Le principe de cet algorithme est de propager le signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (propagation avant), calculer ensuite l'erreur commise entre les sorties désirées et les sorties calculées par le réseau, et enfin de rétro propager cette erreur de la sortie vers l'entrée : ainsi, la rétro propagation de l'erreur est utilisée dans l'ajustement des poids synaptiques du réseau. Le réseau multicouche est présenté comme suit figure II.6 **:**

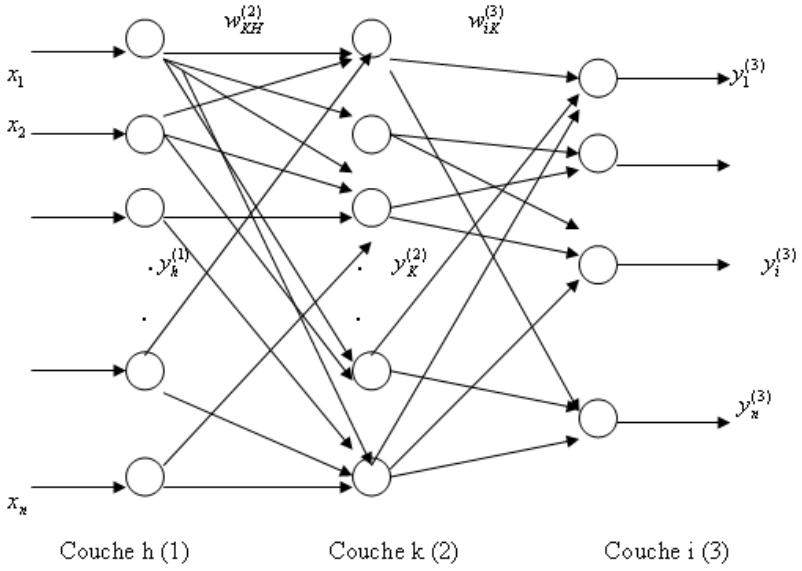


Figure II.6. Réseau de neurones multicouche

La somme pondérée peut être présentée dans la formule suivante :

$$Neti = \sum_{j=0}^{N} Wij\,Xj \qquad \text{(II.3)}$$

Tel que :

Xj: est l'état du neurone de la couche précédente.

Wij : Est le poids de la connexion reliant le neurone cible i au neurone émetteur *j*.

N : le nombre de neurone dans la couche émettrice.

Les neurones auront à la sortie :

$$y_i = f(Net_i) = \frac{1}{(1+\exp(-Net_i))} \qquad \text{(II.4)}$$

Où :

$f(Net_i)$: est la fonction sigmoïde qui a pour dérivée :

$$f'(Net) = f(Net)(1-f(Net)) \qquad \text{(II.5)}$$

L'erreur quadratique est décrite par la formule suivante

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}(y_i - y_{des(i)})^2 \qquad \text{(II.6)}$$

avec :

$y_{des(i)}$ *:* la sortie désirée du neurone *i* de la sortie.

Calculons le gradient de cette erreur par rapport au poids $w_{KH}^{(2)}$.

$$\frac{\delta E}{\delta W_{KH}^{(2)}} = \sum_{i \in couche(3)} \frac{\delta E}{\delta Net_i^{(3)}} \cdot \frac{\delta Net_i^{(3)}}{\delta w_{KH}^{(2)}} \quad \text{(II.7)}$$

$$\frac{\delta E}{\delta Net_i^{(3)}} = ?$$

$$\frac{\delta E}{\delta Net_i^{(3)}} = \frac{\delta E}{\delta y_i^{(3)}} \cdot \frac{\delta y_i^{(3)}}{\delta Net_i^{(3)}} \quad \text{(II.8)}$$

Sachant que :

$$\frac{\delta E}{\delta y_i^{(3)}} = (y_i^{(3)} - y_{des}) \quad \text{(II.9)}$$

$$\frac{\delta y_i^{(3)}}{\delta Net_i^{(3)}} = f'(Net^{(3)}) \quad \text{(II.10)}$$

de l'équation (II.9) et (II.10) la formule (II.8) devient :

$$\frac{\delta E}{\delta Net_i^{(3)}} = (y_i^{(3)} - y_{des}) f'(Net^{(3)}) \quad \text{(II.11)}$$

Et pour $\frac{\delta Net_i^{(3)}}{\delta w_{KH}^{(2)}}$ on aura :

$$\begin{aligned}
\frac{\delta Net_i^{(3)}}{\delta w_{KH}^{(2)}} &= \frac{\delta}{\delta w_{KH}^{(2)}} \left[\sum_{i \in couche(2)} w_{iK}^{(3)} \, y_K^{(2)} \right] \\
&= w_{iK}^{(3)} \frac{\delta}{\delta w_{KH}^{(2)}} \left(\sum_{i \in couche(2)} y_K^{(2)} \right) \\
&= w_{iK}^{(3)} \frac{\delta}{\delta w_{KH}^{(2)}} \left[\sum_{i \in couche(2)} \left(f(w_{KH}^{(2)} \, y_h^{(1)}) \right) \right] \\
&= w_{iK}^{(3)} \, f'(Net^{(2)}) \frac{\delta}{\delta w_{KH}^{(2)}} \left[\sum_{i \in couche(2)} w_{KH}^{(2)} \, y_h^{(1)} \right] \\
&= w_{iK}^{(3)} \, f'(Net^{(2)}) \frac{\delta}{\delta w_{KH}^{(2)}} \left[\sum_{i \in couche(2)} w_{KH}^{(2)} \, y_h^{(1)} \right] \\
&= w_{iK}^{(3)} \, f'(Net^{(2)}) \, y_h^{(1)}
\end{aligned} \quad \text{(II.12)}$$

En remplaçant l'équation (II.11) et (II.12) dans l'équation (II.7) on aura l'expression de gradient d'erreur :

$$\frac{\delta E}{\delta w_{KH}^{(2)}} = \sum_{i \in couche(3)} (y_i^{(3)} - y_{des}) f'(Net^{(3)}) \, w_{iK}^{(3)} \, f'(Net^{(2)}) \, y_h^{(1)} \quad \text{(II.13)}$$

Par notation :

$$\delta_i^{(3)} = (y_i^{(3)} - y_{des}) f'(Net^{(3)}) \quad \text{(II.14)}$$

Alors la formule (III.13) devient :

$$\frac{\delta E}{\delta w_{KH}^{(2)}} = \sum_{i \in couch(3)} \delta_i^{(3)} w_{iK}^{(3)} f'(Net^{(2)}) y_h^{(1)}$$

$$= \left[\sum_{i \in couche(3)} \delta_i^{(3)} w_{iK}^{(3)} \right] f'(Net^{(2)}) y_h^{(1)} \quad \text{(II.15)}$$

Et par notation :

$$\delta_K^{(2)} = \left[\sum_{i \in couche(3)} \delta_i^{(3)} w_{iK}^{(3)} \right] f'(Net^{(2)}) \quad \text{(II.16)}$$

Alors la formule (II.13) devient :

$$\frac{\delta E}{\delta w_{KH}^{(2)}} = \delta_K^{(2)} y_h^{(1)} \quad \text{(II.17)}$$

Les poids de la couche 2 seront ajustés par la règle suivante :

$$\Delta w_{KH}^{(2)} = -\alpha \delta_K^{(2)} y_h^{(1)} \quad \text{(II.18)}$$

Tel que α : est le pas d'apprentissage.

D'une manière générale :

$$\Delta w_{KH}^{(j)} = -\alpha \delta_K^{(j)} y_h^{(j-1)} \quad \text{(II.19)}$$

Où l'erreur $\delta_K^{(j)}$ vaut :

- Pour les neurones de la dernière couche :

$$\delta_K^{(j)} = (y_K^{(j)} - y_{des}) \quad \text{(II.20)}$$

- Pour les neurones d'une couche interne :

$$\delta_K^{(j)} = \left[\sum_{i \in couche(j+1)} \delta_i^{(j+1)} w_{iK}^{(j+1)} \right] f'(Net^{(j)}) \quad \text{(II.21)}$$

II.8.2.1. Résumé de l'algorithme de la rétro-propagation

Cet algorithme suit les étapes suivantes :

1. initialiser les poids à des petites valeurs et les seuils du réseau.
2. insérer à l'entrée du réseau une observation (exemple) de la base de données en forme de vecteur de caractéristique, puis calculer sa valeur d'activation et sa fonction d'activation selon les formules et (II.4).
3. évaluer le signal d'erreur des sorties du réseau en utilisant la formule (II.8).
4. ajuster les poids en utilisant la formule (II.14).

5. évaluer le signal d'erreur pour chaque couche cachée en utilisant la formule (II.12).
6. ajuster les poids de la couche cachée en utilisant la formule (II.18).
7. répéter les étapes de **2** à **6** pour l'ensemble des observations de la base d'apprentissage tant que le critère d'arrêt n'a pas été atteint.

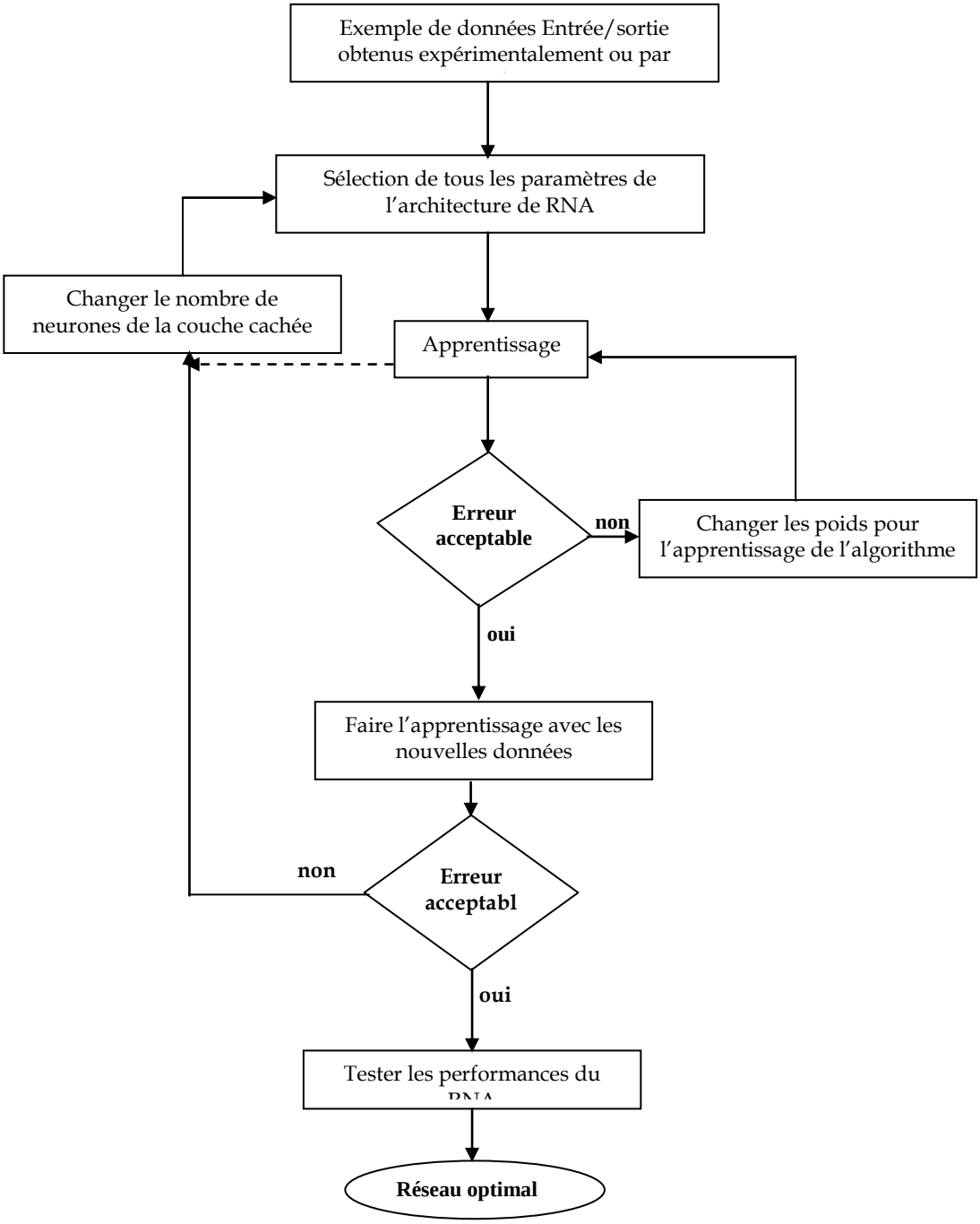


Figure II.7. Organigramme d'apprentissage de l'algorithme de rétro-propagation.

La figure II.7 donne l'organigramme d'apprentissage de rétro-propagation "back – propagation".

II.9. Procédure de modélisation neuronale

Le modèle boite noire constitue la forme la plus primitive de modèle mathématique : il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou d'observations ; il peut avoir une valeur prédictive, dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative [Dreyfus et al., 2002]. A l'opposé, un modèle de connaissance, que l'on pourrait qualifier de boite blanche, est issu de l'analyse des phénomènes physiques, chimiques, biologiques, etc., dont résulte la grandeur que l'on chercher à modéliser. Ces phénomènes sont mis en équation à l'aide des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle. La démarche scientifique s'efforce, dans la mesure du possible, de construire des modèles de connaissance : l'élaboration d'un modèle de connaissance nécessite l'existence d'une théorie, alors qu'un modèle boite noire requiert seulement la disponibilité de mesures.

Entre la boite noire et le modèle de connaissance se situe le modèle semi-empirique, ou modèle boite grise, qui contient à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations purement empiriques, résultant d'une modélisation de type boite noire [Dreyfus et al., 2002].

Les réseaux de neurones constituent le plus souvent des modèles boite noire, néanmoins dans certaines conditions, ils peuvent être utilisés avec profit dans le cadre de modèles boite grise.

Un modèle statique est régi exclusivement par des équations algébriques ; un modèle dynamique, en revanche, obéit à des équations différentielles et à des équations algébriques [Dreyfus et al., 2002]. Nous examinerons en bref, exclusivement, dans ce qui suit la conception d'un modèle statique type boite noire, réalisé à l'aide de réseaux de neurones bouclés (MLP) du fait qu'il a un lien direct avec le thème de ce travail.

L'objectif de la modélisation boite noire est de trouver, à partir des données ou des mesures disponibles, une relation déterministe, si elle existe, entre les variables d'entrées du modèle x et la grandeur à modéliser y.

La procédure de développement d'un réseau de neurone qui répond à une modélisation statique peut se résumer aux points suivants:

1. Sélection des données
2. Collecte des données
3. Séparation des bases de données,
4. Normalisation des données,
5. Choix du type de réseau de neurones,
6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée
7. Choix de la fonction de transfert
8. Estimation des paramètres ou apprentissage,
9. Validation et généralisation.

II.9.1. Sélection des données

Lorsqu'on conçoit un modèle à partir de mesures, il est indispensable que l'ensemble des variables d'entrée soit aussi réduit que possible ; en effet, à chaque entrée du modèle correspond un nombre de paramètres égal au nombre de neurones cachés. Il est donc nécessaire

- que la représentation des entrées soit aussi compacte que possible,
- que la représentation des entrées contienne tous les facteurs pertinents par rapport à la grandeur à modéliser, mais seulement ceux-ci. En effet, la présence de variables qui ont, sur la grandeur à modéliser, moins d'influence que les perturbations ou le bruit, entraîne celle de paramètres superflus et introduit des variations non significatives sur les variables d'entrées, qui constituent autant de sources d'erreur pour le modèle [Dreyfus et al., 2002].

Avant la conception d'un modèle neuronale, il convient donc de procéder à une sélection des entrées. Cette sélection revêt deux aspects :

- réduction de la dimension de l'espace de représentation des variables du modèle,

- élimination des entrées qui n'ont qu'un faible influence sur la sortie.

II.9.2. Collecte des données

Une fois les entrées pertinentes du modèle sont biens connues, l'objectif de cette étape est de les recueillir, à la fois pour développer (l'apprentissage) le réseau de neurones et pour le tester. La base de donnée reconstituée doit être représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal.

II.9.3. Séparation des bases de données

Afin de développer un modèle neuronal, il est nécessaire de disposer d'au moins deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour valider le réseau obtenu et déterminer ses performances. On peut utiliser une troisième base de données, si elle est disponible, pour tester le réseau. Il n'y a pas de règle précise pour déterminer le partage de manière quantitative des données. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose, l'essentiel, est que la base de données consacrées à l'apprentissage doit être la plus importante. Il est important de souligner que les sous-ensembles formés à partir de la base de données de départ devront être représentatifs de celle-ci.

II.9.4. Normalisation des données

Avant tout apprentissage, il est indispensable de normaliser et de centrer toutes les variables d'entrée. En effet, si des entrées ont des grandeurs très différentes, celles qui sont petites n'ont pas d'influence sur l'apprentissage. Il existe plusieurs approches de normalisation des données dont le choix dépend de la nature des données et de la fonction à approximer.

II.9.5. Choix du type de réseau de neurones

Comme il s'agit d'une modélisation statique type boite noire pour approcher une fonction bornée et continue, la meilleure approche neuronale envisageable est celle des MLP à une seule couche cachée.

II.9.6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée

Il n'existe pas de règle permettant de prévoir à l'avance le nombre de neurones dans la couche cachée. On pourrait penser qu'en plaçant un grand nombre de neurones dans la couche cachée, on obtiendrait systématiquement de meilleurs résultats. Mais il convient de prendre garde d'une part au temps de calcul (plus le nombre de neurones placés dans la couche cachée est important, plus le temps de calcul est long), d'autre part au risque de sur apprentissage (diminue la capacité de généralisation du réseau) ou de sous apprentissage lorsque leur nombre est insuffisant.

D'autre part, nous savons que le nombre des paramètres croit linéairement avec le nombre des variables d'entrées du modèle (parcimonie). Il va falloir donc trouver un compromis ente la parcimonie et le sur ou le sous apprentissage.

II.9.7. Choix de la fonction de transfert

La fonction de transfert neuronale, que l'on appelle aussi fonction d'activation, est la fonction mathématique appliquée à la sortie de chaque neurone. Là encore, il n'existe pas de méthode permettant de prévoir a priori quelle sera la fonction qui donnera les meilleurs résultats. Mais pour les MLP, il faut des fonctions de type sigmoïde pour les neurones de la couche cachée et généralement une fonction linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

II.9.8. Estimation des paramètres ou apprentissage

Pour les modélisations statiques au moyen des MLP, il s'agit de faire un apprentissage supervisé.

Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs désirées. Ce qui permet un arrêt adéquat de l'apprentissage pour obtenir de bonnes performances de généralisation.

L'obtention des paramètres architecturaux optimaux se fera par comparaison des performances obtenues pour différentes architectures de réseaux de neurones [Lee et al., 1991].

II.9.9. Validation et généralisation

La validation consiste à tester le réseau après ou au cours de l'apprentissage avec des données proches des données utilisées lors de la phase d'apprentissage. Les résultats de ce test permettront au modèle d'éviter les situations de sous ou de sur apprentissage. En revanche la généralisation s'effectue avec des données tout à fait nouvelles et différentes de la base de données de départ. Elle permet de savoir si le réseau a développé une capacité de généralisation assez performante.

II.10. CONCLUSION

Tout au long de ce chapitre, nous avons tenté de donner un maximum d'informations sur les réseaux de neurones d'une façon générale tout en mettant l'accent sur les réseaux de neurones non bouclés ou statiques, type MLP, vraisemblablement les plus utilisés dans les modélisations statiques du fait qu'ils sont doués de la propriété d'approximation universelle. Nous avons présenté un algorithme d'apprentissage très utilisé dans la communauté connexionniste: l'algorithme de rétropropagation du gradient. Plusieurs travaux lui ont été consacrés et un certain nombre de modifications ont été proposées pour accélérer le temps d'apprentissage et améliorer la capacité de généralisation ainsi que les performances du réseau obtenu. Vers la fin, nous avons également présenté une procédure plus au moins détaillée d'une modélisation statique en utilisant les MLP. Cette démarche devrait, nous aider dans le calcul des propriétés de transfert de masse

III.1. INTRODUCTION

Afin de modéliser avec précision les émissions, il est indispensable et primordiale de déterminer avec précision les les émissions. La détermination met en œuvre des moyens expérimentaux et numériques importants.

Pour pallier à ces problèmes, des modèles ont été développés afin de prédire ces divers paramètres. Ce sont essentiellement des modèles déterministes basés sur la notion de calculer les différents paramètres (Nox, CO2 ,OP), utilisés dans l'estimation des conditions d'équilibres.

L'avantage primordial des RNA, comparés aux modèles de connaissance, est la capacité à modéliser ces procédés sans avoir une connaissance approfondie des mécanismes mis en jeu. Un autre avantage important des RN, comparé à d'autres approximateurs universels tels que les régressions linéaires ou polynomiales, est qu'ils sont des approximateurs non-linéaires parcimonieux, permettant une modélisation de procédés non-linéaires avec un nombre minimal de paramètres [1]. Deux types de RN peuvent être utilisés pour modéliser un procédé statique [2] : un perceptron non bouclé (ou statique) et un réseau de neurone multicouches dynamique (perceptron bouclé). La propriété fondamentale des réseaux de neurones multicouches est l'approximation parcimonieuse qui peut s'énoncer de la façon suivante [3] : *"Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachées en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire".* Cette propriété est utilisée pour la conception de la topologie de réseau de neurones afin d'estimer les propriétés qui caracterient les émissions

III.2. Travail effectué

Notre travail consiste à construire un *RNA* du système*(T, ADM, AVP , DP, DTG, PD, PDS, VDV)* afin de prédire les résultats {[Nox ,CO2 ,OP]}.

III.3. Préparation de la base de données

La base des données expérimentales concernant les *11* paramètres thermodynamiques des équilibres de phases *(T, ADM, AVP , DP, DTG, PD, PDS, VDV, CO2 ,Nox ,OP)* du systèm .

La base de donnée est réalisée par une matrice rectangulaire de dimension (*15 ; 11*), répartie de la façon suivante :

- (*15 ; 8*) pour la matrice d'entrée;
- *(15 ; 3*) pour la matrice de sortie ;

La base de données constituée de l'ensemble des données expérimentale est divisée en deux sous bases: une base d'*apprentissage/validation* qui permet l'optimisation de l'architecture du *RN* et une base test utilisée pour déterminer ses performances prédictives, [6]. La figure (Figure III.1) illustre le pourcentage de répartition de la phase d'apprentissage/validation et la phase de test.

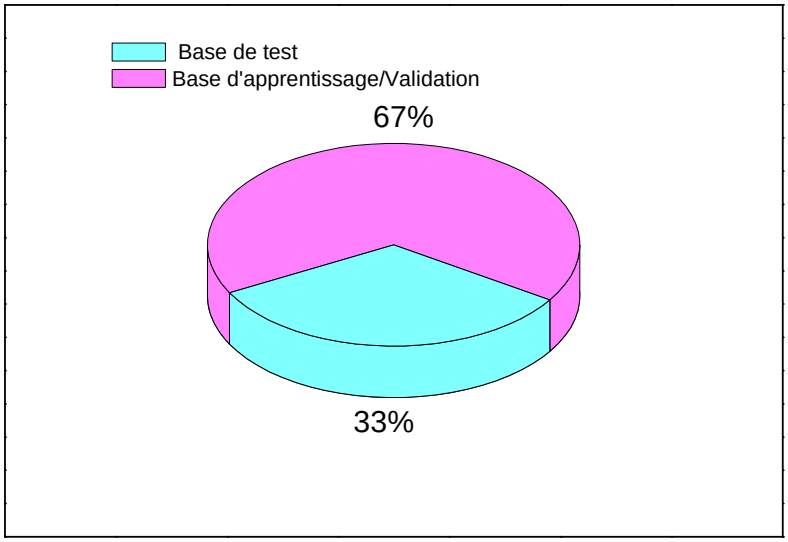


Figure III.1. Pourcentage de répartition de la base de données

III.4. Normalisation des données

Les données sont représentés en huit lignes, correspondant respectivement aux *(T, ADM, AVP , DP, DTG, PD, PDS, VDV).* Les valeurs numériques ont été normalisées afin d'améliorer l'optimisation. La normalisation se fait par ligne (***premnmx***), chaque paramètre des entrées et de sortie (x_i) est normalisé (x_{in}) par l'expression suivante:

$$x_{in} = \frac{2\{x_i - \min(x_i)\}}{\{\max(x_i) - \min(x_i)\}} - 1$$

III.5. Phase d'apprentissage / généralisation

L'apprentissage du *RN* et son architecture sont optimisées par une méthode de validation croisée appliquée à la base d'apprentissage/validation. Le nombre optimal de neurones cachés est défini comme le nombre pour lequel l'erreur quadratique moyenne et le coût de généralisation sont minimaux.

III.6. Modèles des émissions gazeuses

Les entrées des modèles des émissions sont nécessairement les variables moteur qui ont unecertaine influence sur elles. En analysant les données expérimentales disponibles, on a trouvé

que les émissions du moteur sont sensibles aux variables suivantes :

le débit total du fuel, la vitesse de rotation du vilebrequin , L'avance à l'injection Main, L'avance à l'injection Pilot , Le débit Pilot , La pression d'injection du gazole , La pression de suralimentation. Par suite ces variables seront retenues comme entrées.

Durant la phase d'apprentissage, les émissions aux instants utilisées comme entrées des réseaux de neurones sont les valeurs obtenues expérimentalement.

III.6.1. Entrées

- Le débit total du gazole
- La vitesse de rotation
- L'avance à l'injection Main
- L'avance à l'injection Pilot
- Le débit Pilot
- La pression d'injection du gazole
- La pression de suralimentation

III.6.2. Sorties

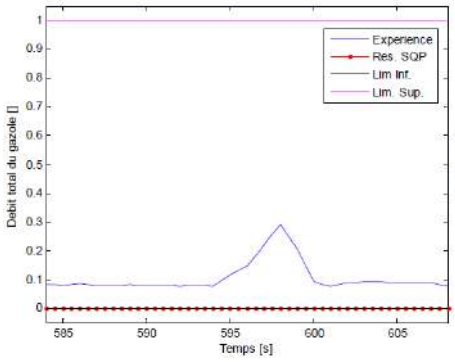
- Le dioxyde de carbone (CO2)
- Les oxydes d'azote (Nox)
- L'opacité (OP)

III.7. RESULTATS ET DISCUSSION

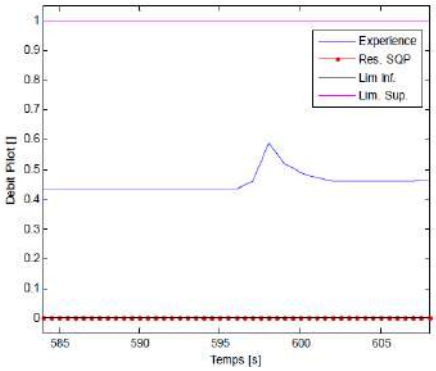
III.7.1. Expression de calcul

Sur la base de la théorie , nous avons optimisé le réseau de neurone statique pour la prédiction des paramètres.

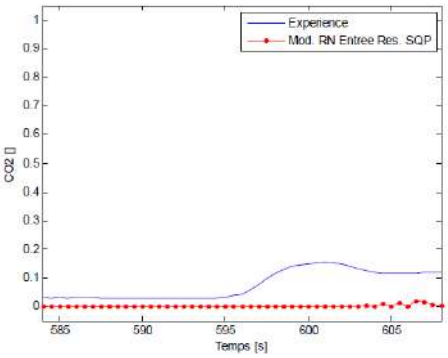
La base de donnée



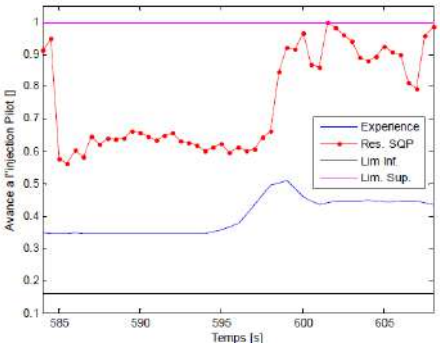
DTG



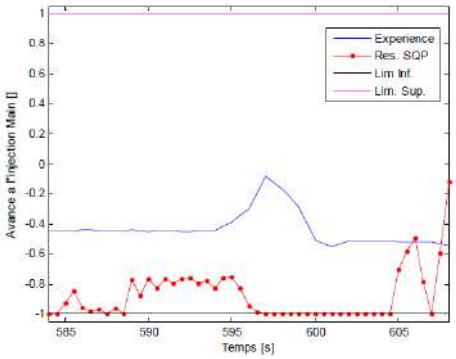
DP



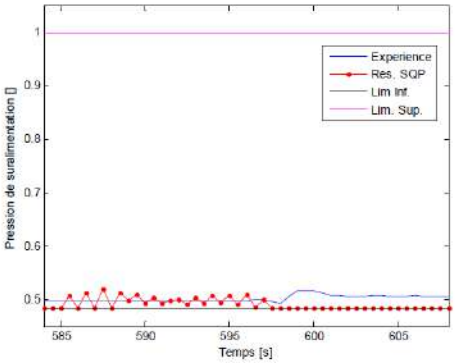
CO2



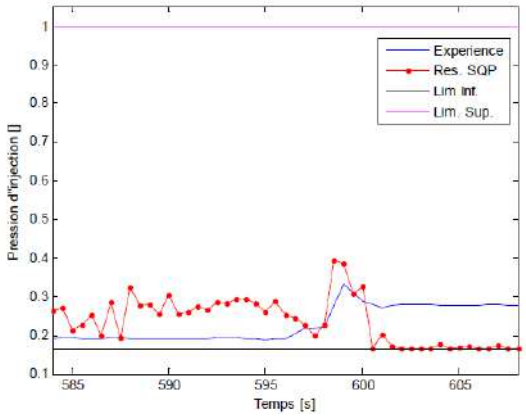
ADP



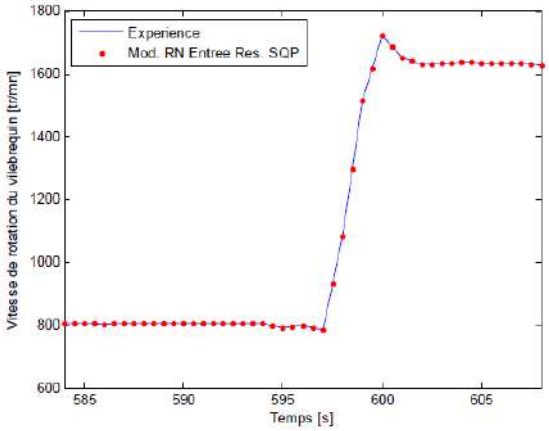
ADM



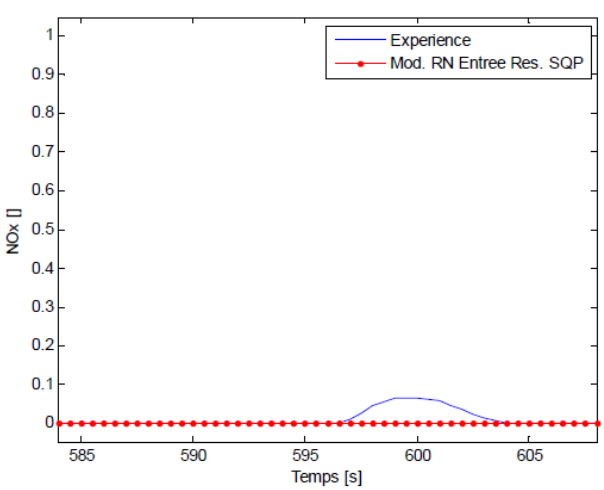
PDS



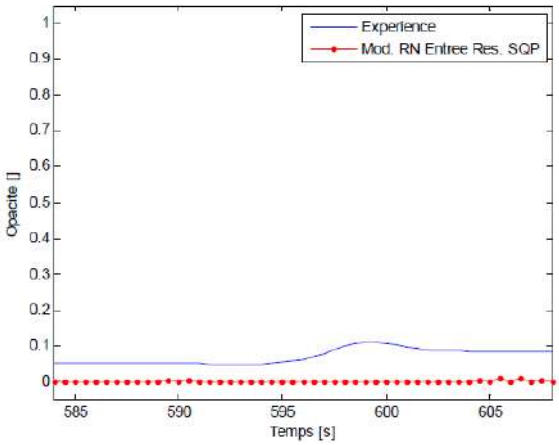
PD



VDV



NOx



OP

Figure III.2 : illustration des données expérimentauxutilisées pour la construction de la base de données (RABIH ,Omran .2007)

Les résultats de base des données

Tableau III.1 : Les résultats de base des données

T	AV DIJ MAIN	AV DIJ PILOT	CO2	DEBUT DE PILOT	DEBUT TOT
585,356	-0,444759	0,348011	0,0308642	0,434911	0,0825959
586,883	-0,444759	0,348011	0,0308642	0,434911	0,0825959
588,41	-0,444759	0,348011	0,0308642	0,434911	0,0825959
589,936	-0,450425	0,348011	0,0277778	0,434911	0,0825959
591,463	-0,450425	0,348011	0,0277778	0,434911	0,079646
592,99	-0,450425	0,348011	0,0277778	0,434911	0,0825959
594,517	-0,416431	0,353125	0,0277778	0,434911	0,0973451
596,043	-0,29745	0,378693	0,0432099	0,434911	0,147493
597,57	-0,127479	0,468182	0,0987654	0,526627	0,256637
599,097	-0,303116	0,509091	0,141975	0,514793	0,20649
600,623	-0,535411	0,44517	0,154321	0,47929	0,0825959
602,15	-0,512748	0,447727	0,145062	0,461538	0,0914454
603,677	-0,512748	0,447727	0,12037	0,461538	0,0943953
605,204	-0,518414	0,44517	0,117284	0,461538	0,0914454
606,73	-0,518414	0,447727	0,12037	0,461538	0,0914454

NOX	OP	PRESS DINJ	PRESS DE SIMU	VILB
0	0,0524691	0,194334	0,498387	807,955
0	0,0524691	0,194334	0,498387	804,545
0	0,0524691	0,191785	0,498387	807,955
0	0,0524691	0,191785	0,498387	807,955
0	0,0493827	0,191785	0,498387	807,955
0	0,0462963	0,194334	0,498387	807,955
0	0,0493827	0,191785	0,498387	801,136
0	0,0617284	0,194334	0,498387	797,727
0,0307692	0,0895062	0,21983	0,495161	961,364
0,0646154	0,108025	0,332011	0,516129	1557,95
0,0615385	0,0987654	0,28102	0,51129	1667,05
0,0276923	0,0864198	0,28102	0,504839	1632,95
0	0,0833333	0,28102	0,506452	1639,77
0	0,0833333	0,27847	0,504839	1636,36
0	0,0833333	0,28102	0,504839	1632,95

La base donnée est saisie derectement des graphes publiées dans la these () ,pour cela un logiciel nomé 'DIGITIZER'à eté employé pour recupérer les données graphiques en données numeriques .

III.7.2. Approche par réseau de neurones

Dans ce système nous avons opté pour un choix de sélection de ***huit*** neurones dans la couche d'entrée *(T, ADM, AVP , DP, DTG, PD, PDS, VDV)* et **trois** neurones dans la couche de sortie *(CO2 ,Nox ,OP)* pour le *RNS*.

Les résultats d'optimisation (RNSO) après *1000* itérations et avec une erreur de performance de 9.85×10^{-11} sont présentés dans le tableau III.2 et la figure III.3.

Type du réseau	Couche d'entrée	couche cachée		Couche de sortie		Algorithme d'apprentissage (Nb. d'itérations) {Erreur de performance
	Nb. de neurones	Nb. de neurones	Fonction d'activation	Nb. de neurones	Fonction d'activation	
RNS MLP	8	9	Tangente hyperbolique TANSIG	3	Identité Purline	LM+RB (TRINBR) (1000) {9.85×10^{-11}}

Tableau III.2. *Structure du réseau de neurones optimisé (RNSO).*

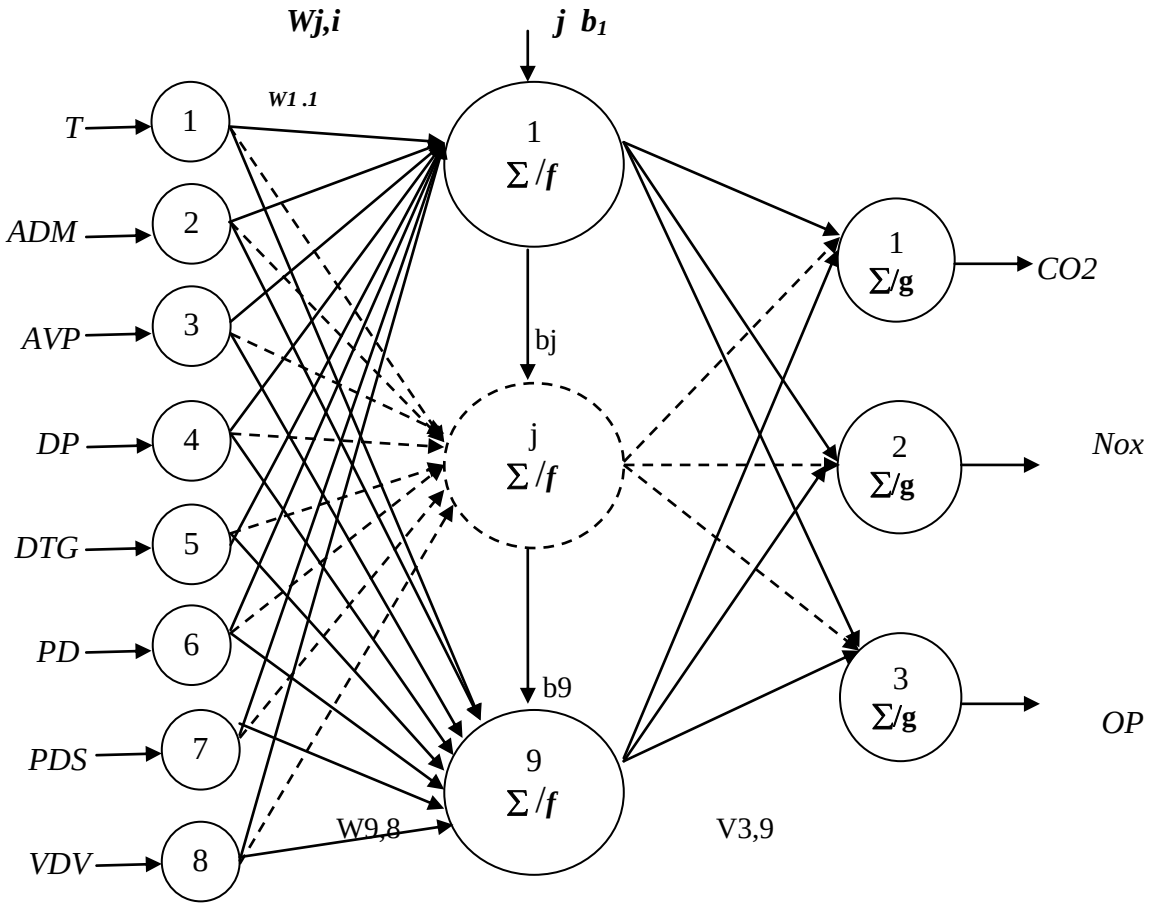


Figure III.3. *Illustration de l'architecture de réseau de neurones optimisé*

L'apprentissage ayant été réalisé, le *RNS* est testé sur de nouveau jeux d'*entrée*/*sortie* {(*T, ADM, AVP , DP, DTG, PD, PDS, VDV*) / (*CO2 ,Nox ,OP*)}. Les résultats de l'erreur

Pour le *RNSO* obtenu, la comparaison entre les sorties désirées et celles calculées pour les trois cas : le dioxyde de carbone (CO2), Les oxydes d'azote (Nox) et L'opacité (OP) .

Le RNO à eté trové avec les matrices de poids et bais suivants :

Poids couche entrée cachée

$$W_{ij} = \begin{pmatrix} W_{11} & \cdots & W_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{i1} & \cdots & W_{ij} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 0{,}60548 & -0{,}72550 & 1{,}49008 & 1{,}92444 & 2{,}43705 & 0{,}25685 & -0{,}32258 & -4{,}76422 & -1{,}01427 \\ 0{,}60409 & -0{,}42414 & 0{,}02046 & 1{,}52129 & 1{,}24843 & 0{,}24007 & -2{,}07061 & 1{,}38289 & 0{,}06861 \\ 3{,}21560 & -0{,}20810 & 1{,}31795 & 0{,}54001 & 0{,}57141 & 0{,}00268 & -4{,}20518 & 0{,}83049 & -2{,}65096 \\ 2{,}49166 & -0{,}41644 & 1{,}43642 & -2{,}51952 & -3{,}63883 & -1{,}94379 & -2{,}98667 & 7{,}57231 & -2{,}54716 \\ 1{,}92899 & -0{,}12982 & 0{,}61065 & 1{,}47804 & 1{,}40318 & 0{,}65047 & -3{,}63520 & 1{,}70878 & -1{,}21659 \\ 2{,}57898 & 0{,}51643 & 1{,}27916 & 0{,}84458 & 1{,}05271 & -0{,}21803 & -2{,}80545 & -1{,}14682 & -2{,}48819 \\ 1{,}80581 & 0{,}43603 & 0{,}96768 & -1{,}54212 & -2{,}26254 & -0{,}16809 & -1{,}83842 & 4{,}10105 & -1{,}78514 \\ 3{,}01556 & -0{,}27370 & 1{,}49174 & -0{,}36037 & -0{,}13459 & 0{,}46139 & -3{,}19602 & -0{,}34044 & -2{,}84179 \end{pmatrix}$$

La matrice de poids couche cachée /sortée

Couche caches /sorter : $V_{ij} = \begin{pmatrix} 0{,}33220 & -0{,}13268 & 0{,}84002 \\ 0{,}42824 & -0{,}66085 & 0{,}20935 \\ -0{,}30273 & -0{,}82465 & -0{,}07235 \\ -3{,}44064 & -0{,}44328 & -0{,}97545 \\ -2{,}86816 & -1{,}23890 & -1{,}69714 \\ -2{,}86816 & -1{,}57754 & -0{,}79681 \\ -1{,}72045 & -1{,}62800 & -2{,}99679 \\ 8{,}44408 & -0{,}46488 & -0{,}40495 \\ -0{,}27812 & 0{,}18051 & 0{,}19348 \end{pmatrix}$

Vecteur de bais de la couche cachée et la couche sortée

$b_j = \begin{pmatrix} -2{,}04675 \\ -1{,}94388 \\ -0{,}39841 \\ 2{,}21303 \\ 1{,}57730 \\ 0{,}01289 \\ 3{,}07467 \\ -1{,}27306 \\ 1{,}64813 \end{pmatrix}$ $b_k = \begin{pmatrix} -4{,}23429 \\ -0{,}45960 \\ -1{,}41960 \end{pmatrix}$

III.7.3. Validation

Le coefficient de corrélation de la régression linéaire entre les résultats des modèles

On note que le coefficient de corrélation de régression linéaire entre deux variables A et B est donné par la formule suivante :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N}[(A_i - \bar{A}).(B_i - \bar{B})]}{N-1} \Big/ \sigma_A . \sigma_B$$

Où :

N est la taille (nombre de points) des variables A ou B .

$\bar{A}$ et σ_A sont respectivement le moyen et l'écart type de A .

$\bar{B}$ et $.\sigma_B$ sont respectivement le moyen et l'écart type de B .

	NOX Train	NOX Validation	OP Train	OP Test	OP Validation	CO2 Train	CO2 Validation
r	0,999977	1,000000	0,998184	1,000000	1,000000	0,999724	1,000 000

les graphes d'optimisation

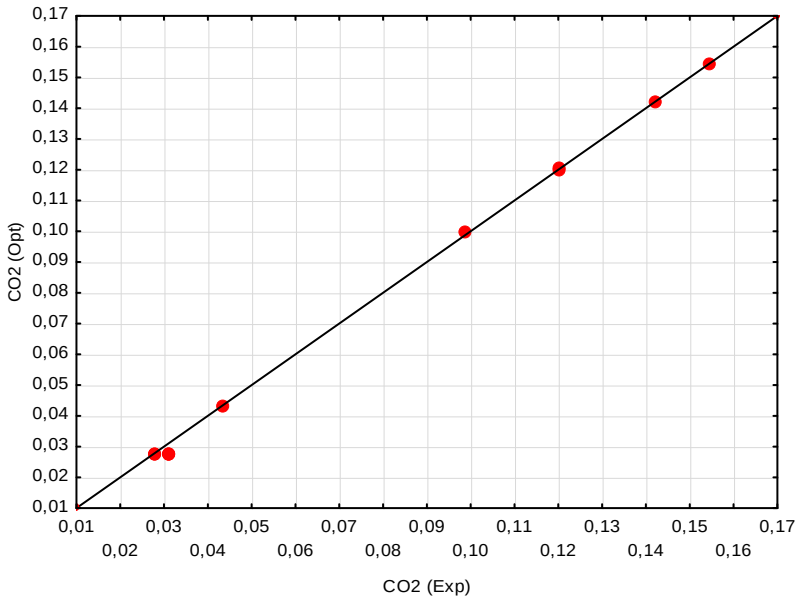


Figure III.4a : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.* ***(Cas de CO2)***

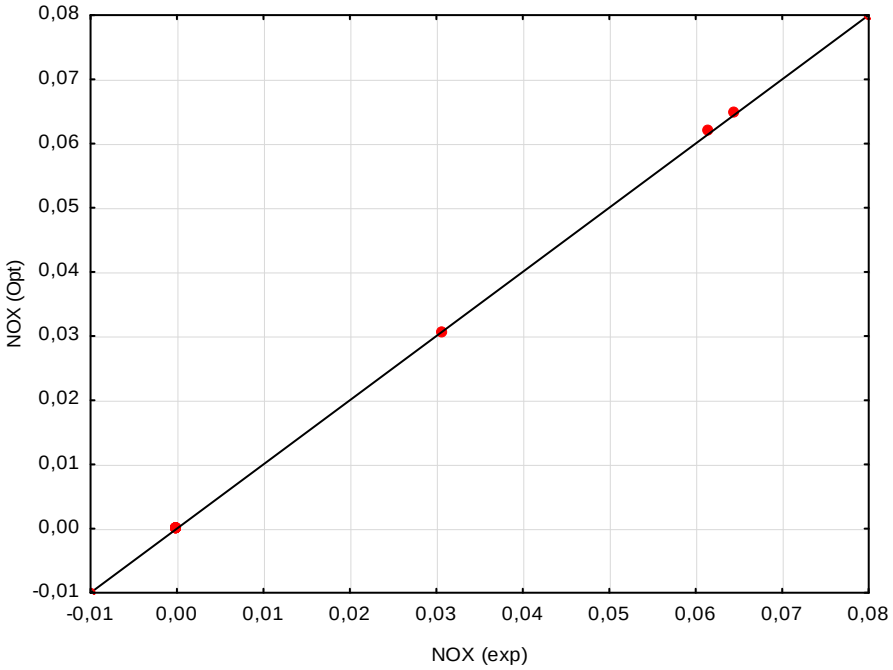


Figure III.4b : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.* ***(Cas de NOx)***

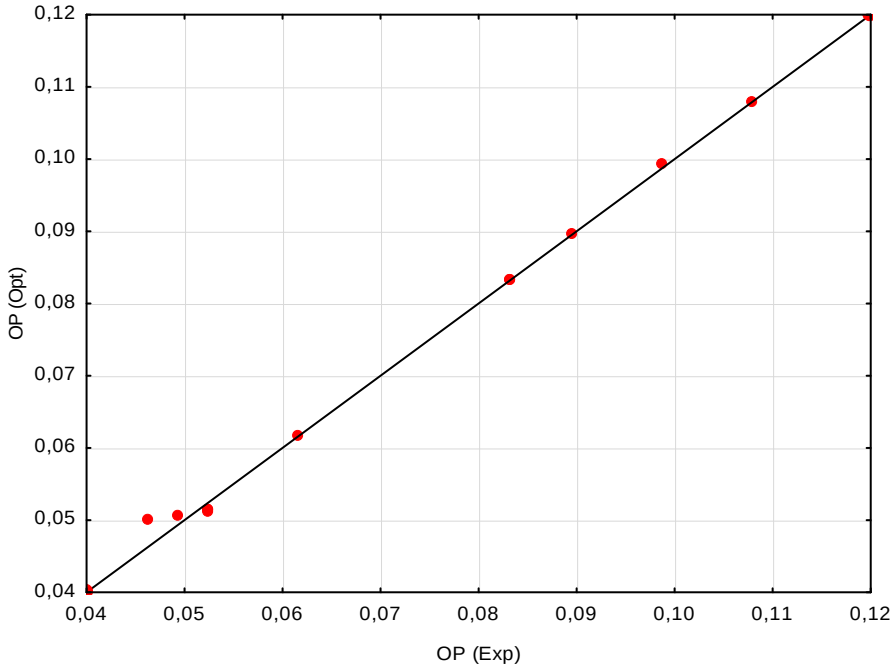


Figure III.4c : *Comparaison entre les sorties désirées et celles calculées par le RN.* ***(Cas de OP)***

Daprés les résultats trouvées ,on conclut que les RNA optimisées pour léstimation des trois paramétres donnent des bonnes résultats avec un coefficient de corelation proche à l'unité par les trois cas ,ce qui prouve la capacitée de ce modèle pour modéliser les paramétres qui caractirisent les émissions .

III.8. CONCLUSION

L'objectif de cette étude est de développer une méthodologie de calcul des équilibres des phases pour les mélanges ternaires à l'aide de réseau de neurones.

Le RNSO (réseau de neurones statique optimisé), dont la conception de la topologie est optimisée en terme :

- 08 neurones dans la couche d'entrée;
- 09 neurones dans la couche cachée avec la même fonction d'activation (*TANSIG*);
- 03 neurones de sortie avec la même fonction d'activation (*purline*);
- un nombre d'itération de 1000;
- une erreur de performance de 10^{-11}.

Nomenclature

n	Nombre de valeurs; nombre de neurones de la couche d'entrée
p	Nombre de neurones de la couche cachée, (-)
RN	Réseau de Neurones
RNA	Réseau de Neurones Artificiel
RNS	Réseau de Neurones Statique
RNSO	Réseau de Neurones Statique Optimal
RB	
TANSIG	Tangente Hyperbolique, $TANSIG = \frac{e^{x} + e^{-x}}{e^{x} - e^{-x}} = \frac{1 + e^{-2x}}{1 - e^{-2x}}$
Pureline	Pureline, $pureline = x$.
v_i	Poids du neurones de sortie i, (-).
$v_{k,j}$	Poids de connexions des neurones de la couche (cachée – sortie), numéro j, (-)
$w_{j,i}$	Poids de connexions des neurones de la couche (entrée - cachée), numéro i, (-)
x_{iN}	Grandeurs normalisées des valeurs d'entrées et de sortie.
y	Réponse de neurone de la couche de sortie, (-)
T	LE TEMPS

Indices :

i	Relatif à la couche cachée
j	Relatif à la couche de sortie.

ADM	L'avance à l'injection Main.
AVP	L'avance à l'injection Pilot.
DP	Le débit Pilot.
DTG	Le débit total du gazole
PD	La pression d'injection du gazole
PDS	La pression de suralimentation.
VDV	La vitesse de rotation de vilbrequin
CO2	Le dioxyde de carbone
Nox	Les oxydes d'azote
OP	L'opacité

CONCLUSION GENERALE

Notre travail consiste à construire un *RNA* du système *(*Entrées : Le débit total du gazole , La vitesse de rotation ,L'avance à l'injection Main , L'avance à l'injection Pilot , Le débit Pilot
La pression d'injection du gazole, La pression de suralimentation*)* afin de prédire les résultats (Sorties : Le dioxyde de carbone (CO2), Les oxydes d'azote (Nox) , L'opacité (OP)).

Dans le premiér chapitre nous détaillons la généralité sur le moteur diesel (la définition, l'historique, les organes, …etc) et on donne les modéles du moteur.

Dans le deuxiéme chapitre nous discript les réseaux de neurones, et dans le derniér chapitre on donne les résultats de l'optimisation par le réseux de neurones.

Dans la troisieme chapitre nous optimiser un model d'un moteur diesel par le reseau de neurone .

Bibliographie

[1] : A. Duprat, T. Huynh, G. Dreyfus, (2002). "Towards a Principled Methodology"

[2] : Bishop C. "Neural networks for pattern recognition". Clarendon, Oxford, (1995).

[3] : cours mécanique automobile, Auteurs anndolsi Foued & Amdouni hatem iset nabeul 2009

[4] : Fernandez, J. et Droz, P., "Absorption et élimination pulmonaire de l'acétate d'éthyle. Étude expérimentale sur des sujets humains", Archives des maladies professionnelles, de médecine du travail et de sécurité sociale, 35(12), (1974), p : 953-961.

[5] : fvb•ffc Constructiv, Bruxelles, 2012Conna issance de s moteurs(Moteurs diesel) p9

[`6] : Guy. Fillettaz 15/08/2002

[7] : http://www.auto-technique.fr/revue-technique/Neural Network Design and Performance Evaluation in QSAR; Application to the Prediction of LogP", Journal of Chemical Information a Computer Sciences, 38, p. 586-594.

[8] :Joduin J.F. "Les réseaux de neurones, principes et définitions". Hermès, Paris, (1994).

[9] : J. F. Joduin, (1994). "Les réseaux de neurones, principes et définitions". Hermès,Paris.

[10] : la préparation des moteurs ; auteur : Patrick Michel ; éditeur : E-T-A-I (Auto service).

[11] : P. Gallinari, O. Gascuel, (1996). "Statistique, Apprentissage et Généralisation, Application aux Réseaux de Neurones", Revue d'Intelligence Artificielle.

[12] : Rabih OMRAN , (Modelisation du moteur diesel, en vue de sa commande dynamique par reseaux de neurones pour minimiser les emissions, 2007)

[13] : technologie automobile étude du moteur(fonction globale du système" moteur ") p3,4 .

[14] : HUBERT ET BRUNO Technologie fonctionnel de l'automobile ,5 eme édition(2003)

[15] :Yazid M. Y., "Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et peurs application", Ecole Nationale Polytechnique Algérienne. Juin (1998).