N° Ordre ...../DGM/FT/UMBB/2022

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES

Faculté de Technologie

Département de Génie Mécanique

Mémoire de Fin d'Études

En vue de l'obtention du diplôme de MASTER en :

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Energétique

THEME

Prédiction des performances et des caractéristiques d'émissions d'un moteur diesel alimenté au diesel-biodiesel par les réseaux de neurones artificiels

Présenté par :

M^elle MAHOUNI Feriel

M^elle DEHACI Wissam

Promotrice :

Dr. MOUGARI Nour Elislam

Promotion 2021-2022

Remerciements

Grâce à Dieu le tout-puissant qui nous a éclairé le chemin vers cette réussite et qui nous a donné la force et le courage pour accomplir ce modeste travail.

Arrivés au terme de rédaction de ce mémoire, nous tenons à exprimer notre gratitude pour toutes les personnes qui nous ont encouragées de près ou de loin.

Toute notre reconnaissance à notre promotrice ***Dr. Nour Elislam MOUGARI****, elle qui nous a guidé avec ses orientations, ses conseils et ses critiques tout au long de ce travail de recherche en nous laissant la liberté dont on avait besoins.*

Nous tenons à remercier vivement ***Dr. Benbellil*** *qui nous a aidées, orienté, et soutenu le long de ce travail.*

Nous souhaitons remercier sincèrement les membres du jury qui nous ont fait le grand honneur d'évaluer ce travail.

Nous remercions tous nos enseignants du département de Génie mécanique.

Les remerciements ne seraient rien sans une mention particulière pour nos amies pour les sympathiques moments qu'on a passé ensemble et pour leurs encouragements précieux.

Mahouni Feriel

Dehaci Wissam

Dédicaces

En signe d'amour, de gratitude et d'appréciation.

Je veux faire une dédicace très extraordinaire à quelqu'un qui m'est très cher

A ma chère mère,

A mon cher père,

Qui n'ont jamais cessé, de formuler des prières à mon égard, de me soutenir et de m'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs.

A mes chers frères, Adel, Imad Eddine, islam, et ceux qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotion lors de la réalisation de ce travail. Ils m'ont chaleureusement supporté et encouragé tout au long de mon parcours.

A mon adorable petite sœur Farah Hanin, qui sait toujours apporter joie et bonheur à toute la famille.

A toute ma famille, petite et grande, proche et lointaine.

A mon binôme Wissam, merci pour les moments qu'on a passés ensemble.

Feriel

Dédicaces

En signe d'amour, de gratitude et d'appréciation.

Je veux faire une dédicace très extraordinaire à quelqu'un qui m'est très cher

A ma chère mère,

A mon cher père,

Qui n'ont jamais cessé, de formuler des prières à mon égard, de me soutenir et de m'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs.

A mes chers frères, Abdelrahim, Sid Ahmed, AbdeElhak, et Ceux qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotion lors de la réalisation de ce travail. Ils m'ont chaleureusement supporté et encouragé tout au long de mon parcours.

A mon binôme Feriel, merci pour les moments qu'on a passés ensemble.

A toute ma famille, petite et grande, proche et lointaine.

Sans oublier ma chérie Amina pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce projet.

Wissam

Résumé

En raison de la diminution des réserves de pétrole et des conséquences environnementales néfastes des gaz d'échappement du diesel pétrolier, le biodiesel a attiré l'attention en tant que carburant renouvelable et respectueux de l'environnement. Le présent travail présent le développement des modèles basés sur l'approche des réseaux de neurones artificiels (RNA), pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et des caractéristiques des émissions (CO, HC, NOx) d'un moteur diesel alimenté par un mélange de diesel-biodiesel extrait des noyaux d'abricot. Les données expérimentales ont été collectées de la littérature, où les différents mélanges considérés dans la présente étude ont été obtenus en mélangeant du biodiesel pur avec des proportions variables de diesel. La puissance effective (BP) et le rapport du mélange diesel-biodiesel ont été considérés comme des paramètres d'entrée des modèles, tandis que le rendement effectif et les émissions ont été considérés comme des paramètres de sortie. Les résultats ont montré une très bonne corrélation entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites. L'analyse de performance a montré que la précision des modèles est très élevée. L'ensemble de données a présenté une valeur de R^2 (Coefficient of determination) maximales de 0,99944 pour la prédiction du rendement effectif (BTE), et une valeur de R^2 DE 0,99949 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx). Ces résultats révèlent que l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels est robuste avec une capacité prédictive élevée pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et les émissions (CO, HC, NOx) d'un moteur diesel alimenté par un mélange de diesel-biodiesel extrait des noyaux d'abricot, en raison de sa vitesse et de sa capacité d'apprentissage.

Mots clés : Biodiesel ; Emissions ; Moteur diesel ; Prédiction ; Réseaux de neurones artificiels (RNA) ; Performance.

Abstract

Due to decrease of petroleum reserves and the adverse environmental consequences of petroleum diesel exhaust, biodiesel has gained attention as a renewable and environmentally friendly fuel. This work presents the development of models based on the approach of artificial neural networks (ANN), for the prediction of the brake thermal efficiency (BTE) and the characteristics of the emissions (CO, HC, NOx) of a diesel engine powered by a diesel-biodiesel mixture extracted from apricot oil. The experimental data was collected from the literature, where the different mixtures considered in the present study were obtained by mixing pure biodiesel with varying proportions of diesel. The brake power (BP) and the ratio of the diesel-biodiesel mixture were considered as input parameters of the models, while the brake thermal efficiency and the emissions were considered as output parameters. The results showed a very good correlation between the experimental values and the predicted values. The performance analysis showed that the accuracy of the models is very high. The data set showed a maximum R^2 (Coefficient of determination) value of 0.99944 for the brake thermal efficiency prediction (BTE), and an R^2 value of 0.99949 for the emissions prediction (CO, HC, NOx). These results reveal that the approach based on artificial neural networks is robust with a high predictive capacity for the prediction of the brake thermal efficiency (BTE) and the emissions (CO, HC, NOx) of a diesel engine powered by a mixture of diesel-biodiesel extracted from apricot oil, due to its speed and learning ability.

Key words: Biodiesel; Emissions; Diesel engine; Prediction; Artificial neural network (ANN); Performance.

الملخص

نظرًا لتضاؤل احتياطيات البترول والعواقب البيئية السلبية لعادم الديزل البترولي، اكتسب وقود الديزل الحيوي الاهتمام كوقود متجدد وصديق للبيئة. يعرض هذا العمل تطوير نماذج بناءً على نهج الشبكات العصبية الاصطناعية(RNA) ، للتنبؤ بالكفاءة الفعالة (BTE)وخصائص الانبعاثات (ثاني أكسيد الكربون، والهيدروكربونات، وأكاسيد النيتروجين) لمحرك ديزل يعمل بالديزل -خليط وقود الديزل الحيوي المستخرج من حبات المشمش. تم جمع البيانات التجريبية من عمل بحثي سابق، حيث تم الحصول على الخلائط المختلفة التي تم تناولها في الدراسة الحالية عن طريق خلط وقود الديزل الحيوي النقي بنسب متفاوتة من الديزل. تم اعتبار القوة الفعالة (BP) ونسبة خليط الديزل والديزل الحيوي كمعلمات إدخال للنماذج، في حين تم اعتبار الكفاءة الفعالة والانبعاثات كمعلمات إخراج. أظهرت النتائج وجود علاقة ارتباط جيدة بين القيم التجريبية والقيم المتوقعة. أظهر تحليل الأداء أن دقة النماذج عالية جدًا. أظهرت مجموعة البيانات قيمة R^2 قصوى تبلغ0.99949 للتنبؤ الفعال بالكفاءة (BTE) ، وقيمة R^2 تبلغ 0.99944 للتنبؤ بالانبعاثات ثاني أكسيد الكربون ; أكاسيد النيتروجين .تكشف هذه النتائج أن النهج القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية قوي مع قدرة تنبؤيه عالية للتنبؤ بالكفاءة الفعالة (BTE) وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون، أكاسيد النيتروجين لمحرك ديزل يعمل بمزيج من الديزل الحيوي. يُستخرج من نواة المشمش، بسبب سرعته وقدرته على التعلم.

الكلمات الرئيسية: وقود الديزل الحيوي ; انبعاثات محرك ديزل ; تنبؤ ; الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA) ؛ أداء.

Sommaire

NOMENCLATURE
Liste des figures.
Liste des tableaux.
Introduction Généra.
Introduction Générale……..... 1
Chapitre I : utilisation des biocarburants dans les moteurs diésel
1.1 Introduction 3
1.2 Machines thermiques..... 3
1.2.1. Définition..... 3
1.2.2. Les moteurs à combustions internes..... 3
1.2.3. Classification des moteurs à combustion interne..... 4
1.3. Moteur diesel……..... 5
1.3.1. Principaux composants d'un moteur diesel……..... 6
1.3.2. Fonctionnement d'un moteur Diesel……..... 9
1.3.3. Cycle diesel……..... 10
1.3.4. Le Processus d'injection……..... 12
1.3.6. Avantages et inconvénients du moteur diesel……..... 15
1.4. Les biocarburants……... 16
1.4.1. Le biodiesel ……..... 16
1.4.2. Utilisation des biodiesels dans les moteurs diesel et efficacité de combustion ……..... 18
1.4.3. Le biodiesel dans le monde ……..... 19
1.4.4. Production de biodiesel en Algérie……..... 21
1.4.5. Les avantages et les inconvénients du biodiesel……..... 21
1.5. Conclusion ……... 22
Chapitre 2 : Les Réseaux de Neurones Artificiels.
2.1. Introduction..... 24
.2.2 Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) 24
2.2.1. Définition..... 24
2.2.2. Neurone biologique 25
2.2.3. Neurone artificiel..... 26
2.2.4. Fonction d'activation..... 27
2.2.5. Architecture de réseau de neurones artificiels..... 28
2.2.6. Apprentissage 32
2.3. Application des réseaux de neurones artificiels (RNA) 34
2.4. Conclusion..... 36
Chapitre 03 : Prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission du moteur diesel
3.1. Introduction ..... ……..... 37
3.2. Matériel et méthodes..... 37
3.2.1. Collecte des données 37
3.2.2. Normalisation des données..... 37
3.2.3. Développement des modèles..... 38

3.2.4. Analyses statistiques..... 38
3.3. Résultats et discussion..... 39
3.3.1. Architecture des modèles développés..... 39
3.3.2. Résultats de la prédiction du rendement effectif et des émissions..... 43
3.4. Conclusion..... 49
Conclusion générale
Conclusion générale..... 51
Références..... 52

NOMENCLATURE

Lettres	Significations
η_t	Rendement thermodynamique
W	travail
Q	quantité de chaleur
V	volume
P	pression
EMHV	esters méthyliques
MCI	moteurs à combustion interne
PMH	Point mort haut
PMB	point mort bas
NOx	Oxydes d'azote
HC	Hydrocarbure non brulés
CO	monoxyde de carbone
CO2	Dioxyde de carbone
PA	particules
NO	monoxyde d'azote
NO2	dioxyde d'azote
NaOH	hydroxyde de soude
MeONa	sodium methoxide
KOH	hydroxyde de potassium

GES	Gaz à Effet de Serre
POP	polluants organiques persistants
IA	Intelligence artificielle
RNA	Réseaux de neurones artificiels
MLP	Multi Layer Perceptron
RBF	Radial Basis Function
LM	Levenberg-Marquardt
DLS	damped least squares
CI	combustion interne
BTE	rendement effectif
BSFC	consommation spécifique de carburant des freins
MSE	Mean Square Error
R^2	Coefficient of determination

Liste des figures

Figure 1.1: Types de moteurs thermiques……..... 3

Figure 1.2 : Moteur à combustion interne……..…..... 4

Figure 1.3 : Le moteur diesel……..... 6

Figure 1.4: Piston moteur……..... 6

Figure 1.5 : Le vilebrequin……..... 7

Figure 1.6: Le volant moteur……..... 7

Figure 1.7 : La Bielle……..... 8

Figure 1.8 : Soupapes……..... 8

Figure 1.9 : Arbre à cames..... 9

Figure 1.10 : Cycle à quatre temps..... 10

Figure 1.11 : Cycle diesel idéal..... 11

Figure 1.12 : Processus d'injection électronique……..... 13

Figure 1.13 : Volume de production de biodiesel dans le monde en milliards de litres……..... 20

Figure 2.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain..... 25

Figure 2.2 : Neurone biologique……..…..... 26

Figure 2.3: Le neurone artificiel……..... 26

Figure 2.4: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel..... 27

Figure 2. 5 : Composition d'un réseau de neurones artificiels..... 28

Figure 2.6 : Architecture d'un perceptron monocouche..... 29

Figure 2.7: Architecture du perceptron multicouche (MLP)……..…..... 30

Figure 2.8: Structure d'un réseau de neurones de type RBF……..... 31

Figure 2.9 : Apprentissage supervisé……..... 32

Figure 2.10: Apprentissage non supervisé……..…..... 33

Figure 3.1: Architecture du modèle RNA pour la prédiction du rendement effectif (BTE)..... 42

Figure 3.2 : Architecture du modèle RNA pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx)..... 42

Figure 3.3: Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : prédiction du rendement effectif (BTE)……..... 43

Figure 3.4 : Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : Prédiction des émissions (CO, HC, NOx)……..... 44

Figure 3.5: Graphiques de régression du RNA pour la prédiction du rendement effectif (BTE)..... 45

Figure 3.6 : Graphiques de régression du RNA pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx)..... 46

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Pourcentage des émissions de biodiesel et 20 % en mélange avec le diesel…..... 19

Tableau 2.1 : Fonctions d'activation couramment utilisées..... ..... [27,28]

Tableau 2.2 : Prédiction des performances et caractéristiques d'émission des moteurs Diesel alimentés avec des carburants à base de Biodiesel en utilisant les modèles ANN..... [34,36]

Tableau 3.1 : Résultats des essais pour le premier modèle……..... 40

Tableau 3.2 : Résultats des essais pour le deuxième modèle…….…..... 40

Tableau 3.3 : Informations détaillées des deux modèles prédictifs……..... 41

Tableau 3.4 : Valeurs de R^2 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx) et du rendement effectif (BTE)……..... 47

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie durable a été l'un des besoins humains les plus difficiles de l'histoire. Au 20ème siècle, l'industrialisation a rendu ce problème plus difficile en raison des récents prix élevés des sources d'énergie courantes. Par conséquent, notre civilisation doit trouver des sources d'énergie alternatives. De plus, la pollution importante due aux combustibles fossiles a forcé le développement de sources d'énergie renouvelables avec moins d'impacts environnementaux qui sont impératifs.

Les sources de biomasse, en particulier les biocarburants issus des huiles végétales, ont attiré beaucoup d'attention en tant que source d'énergie alternatives. Ils sont renouvelables, disponibles partout et se sont avérés être des carburants plus propres et plus respectueux de l'environnement que les combustibles fossiles. Leur utilisation dans les moteurs à combustion interne a été considéré comme une source d'énergie fiable. L'avantage le plus important des biocarburants est la similitude entre les propriétés des biocarburants et des carburants diesel pour leur application dans les moteurs à combustion interne sans aucune modification.

Parmi les différents types de biocarburants, de nombreux chercheurs ont pris en compte l'utilisation du biodiesel aux moteurs à combustion interne grâce à ces effets positifs sur la combustion, les émissions et les performances du moteur.

Les paramètres illustrant les effets de la combustion du biodiesel sont divisés en trois catégories : les caractéristiques de combustion (délai d'allumage, pression de combustion et taux de dégagement de chaleur), les caractéristiques de performance (y compris la température des gaz d'échappement, la puissance, le couple et la consommation spécifique de carburant) et les propriétés d'émission (telles que la suie, les oxydes d'azote, les hydrocarbures, et le CO).

Les performances d'un moteur à combustion interne pour diverses proportions de mélanges, pour divers taux de compression et à différents moments et pressions d'injection sont généralement souhaitées par les fabricants de moteurs et les ingénieurs. Ceci peut être obtenu soit en réalisant des tests complets, soit en modélisant le fonctionnement du moteur. Tester le moteur dans toutes les conditions de fonctionnement et cas de carburant possibles prend du temps et coûte cher. D'autre part, développer un modèle précis pour le fonctionnement d'un moteur à combustion interne alimenté avec des mélanges de biodiesel est trop difficile en raison de la nature complexe des processus impliqués. Ainsi, comme alternative, les performances du moteur et les émissions d'échappement peuvent être modélisées à l'aide de réseaux de neurones artificiels (RNA).

Les RNAs peuvent être utilisés pour résoudre une grande variété de problèmes en science et en ingénierie, en particulier dans certains domaines où les méthodes de modélisation conventionnelles échouent. La capacité prédictive d'un RNA résulte de l'apprentissage sur des données expérimentales puis de la validation par des données indépendantes. Un modèle RNA peut prendre en charge plusieurs variables d'entrée pour prédire plusieurs variables de sortie. La prédiction par un RNA bien formé est normalement beaucoup plus rapide que les programmes de simulation conventionnels ou les modèles mathématiques, car aucun long calcul itératif n'est nécessaire pour résoudre des équations différentielles à l'aide de méthodes numériques, mais la sélection d'une topologie de réseau neuronal appropriée est importante en termes de précision et de simplicité du modèle.

Notre travail consiste à développer un modèle basé sur les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émissions d'un moteur diesel alimenté par des mélanges de diesel-biodiesel extrait de noyaux d'abricot. Deux modèles ont été proposés, dans le premier modèle, le rapport du mélange du biodiesel avec le diesel et la puissance effective du moteur sont pris comme paramètres d'entrée et le rendement effectif est considéré comme paramètres de sortie. Dans le deuxième modèle, les émissions les oxydes d'azote (NOx), le monoxyde de carbone (CO) et les hydrocarbures imbrulés (HC) sont prises comme paramètres de sortie. L'application des RNA pour la modélisation à la fois des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission et leur combinaison est un effort pour comprendre de manière globale la capacité de modélisation des réseaux de neurones artificiels pour ce type de problèmes, ce qui aidera vraiment à une meilleure prédiction avec les données expérimentales disponibles.

Le présent mémoire est organisé en trois (03) chapitres comme suit :

Chapitre 1 : présente, dans la première partie, un aperçu sur le fonctionnement du moteur diesel, ces principaux composants ainsi que ses avantages et ses inconvénients. Puis, dans la deuxième partie, un aperçu sur le biodiesel, ses caractéristiques les plus importantes, et son utilisation dans les moteurs diesel sont présentés.

Chapitre 2 : présente une description et une analyse de l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels qui est utilisée dans ce travail, y compris son concept de base.

Chapitre 3 : présente le développement des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission du moteur diesel alimenté par des mélanges de biodiesel extrait de noyaux d'abricot avec du diesel, ainsi que les résultats et discussion.

Chapitre 1

Utilisation des biocarburants dans les moteurs diesel

1.1. Introduction :

Ce chapitre présente en premier lieu un aperçu sur le moteur Diesel, son principe de fonctionnement et ses avantages et ses inconvénients. Ensuite, le biodiesel est introduit, y compris ses propriétés et sa production au niveau international et national. Enfin, le fonctionnement des moteurs diesel alimentés en biodiesel est mis en évidence.

1.2. Machines thermiques :

1.2.1. Définition :

On appelle moteur toute machine transformant l'énergie fournie sous une certaine forme (électrique, hydraulique, thermique) en énergie mécanique.

Les moteurs thermiques ont pour rôle de transformer l'énergie thermique à l'énergie mécanique. Ils sont encore appelés les moteurs à combustion qui sont généralement distingués en deux types (voir la figure 1.1) :

- Les moteurs à combustion interne où le système est renouvelé à chaque cycle. Le système est en contact avec une seule source de chaleur (l'atmosphère), (où la combustion se fait à l'intérieur même du moteur "moteur d'automobile, de camion…etc.).
- Les moteurs à combustion externe où le système (air) est recyclé, sans renouvellement, ce qui nécessite alors deux (02) sources de chaleur, entre par exemple dans cette dernière catégorie : les machines à vapeur, moteur Stirling...etc. [1].

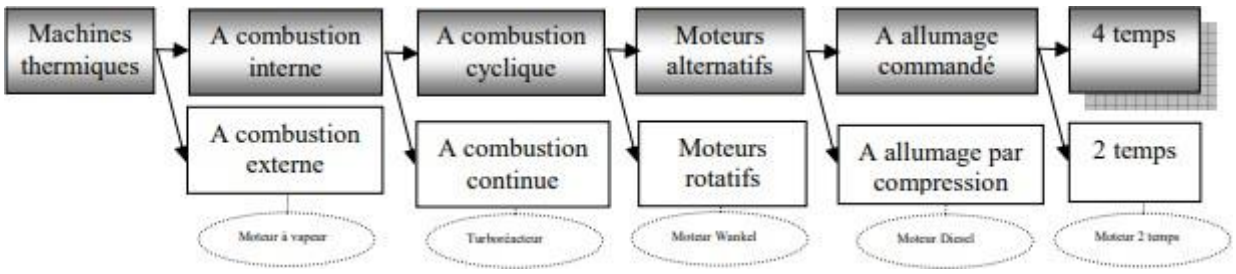


Figure 1.1: Types de moteurs thermiques.

1.2.2. Les moteurs à combustions internes :

On sous-entend généralement par moteurs à combustion interne (MCI), les moteurs thermiques alternatifs à piston (voir la figure 1.2). Ceux-ci sont des transformateurs d'énergie thermique en énergie mécanique. Ils assurent l'entraînement de véhicules, la production d'énergie électrique ; ils sont également utilisés dans l'industrie, l'agriculture, les travaux

public...etc. Ces moteurs utilisent des carburants facilement transportables à haut pouvoir énergétique et ayant une puissance massique et volumique élevée. L'échelle des puissances s'étend de 0,1 à 40 000 kW [2].

Figure 1.2 : Moteur à combustion interne.

1.2.3. Classification des moteurs à combustion interne :

Il existe une diversité de moteurs à combustion interne, on peut les classer selon :

- Le mode de fonctionnement : Moteur à piston alternatif, moteur à piston rotatif, moteur à turbine, moteur mixte ;
- Le mode de remplissage du cylindre ;
- Le type de combustible ;
- Suivant le cycle adopté ;
- Le mode d'allumage ;
- La technique d'inflammation du mélange Air-carburant ;
- Le cycle de fonctionnement ;
- La disposition du cylindre ;
- La vitesse du piston ;
- La disposition des soupapes ;
- Le mode de refroidissement [3].

Selon la technique d'inflammation du mélange Air-carburant, les moteurs sont classés en deux catégories :

- Les moteurs à allumage commandé (moteur à essence) ;
- Les moteurs à allumage par compression (moteur Diesel) [1].

1.3. Moteur diesel :

Fruit des travaux menés par l'ingénieur allemand Rudolf Diesel entre 1893 et 1897, le moteur Diesel est un moteur à combustion interne dont l'allumage n'est pas commandé mais spontané, par phénomène d'auto-inflammation (voir la figure 1.3). Il n'a donc pas besoin de bougies d'allumage. Le combustible est injecté et s'allume sous l'action de la chaleur de l'air comprimé porté à haute pression. Le travail de la compression le transforme en chaleur accompagnée d'élévation de sa température, la compression doit être suffisante pour obtenir une température nécessaire à l'allumage de la charge de combustible injecté [4].

Ce mécanisme d'auto-inflammation est possible grâce à un très fort taux de compression (rapport volumétrique) d'environ 14 :1 à 25 :1, permettant d'obtenir une température de 700 à 900 °C. Des bougies de préchauffage sont souvent utilisées pour permettre un meilleur démarrage du moteur à froid, en augmentant la température de la chambre de combustion.

Le moteur Diesel a été conçu au départ pour fonctionner au charbon pulvérisé, cependant, suite aux problèmes d'usure dus aux résidus de combustion, Rudolf Diesel est passé aux carburants liquides, comme le fioul ou les huiles végétales. Finalement, le fioul a été préféré car moins coûteux et se pulvérise mieux du fait d'une viscosité inférieure.

C'est le Français Lucien-Eugène Enchaussé (1867-1930) qui, en 1924, en inventant la pompe à injection, en fit un moteur performant.

Les moteurs Diesel fonctionnent habituellement au gazole, au fioul lourd ou aux huiles végétales ou minérales. Ils peuvent aussi bien être à deux temps (surtout sur les diesels de navire, avec suralimentation par compresseur et injection pneumatique) qu'à quatre temps. Ce type de moteur 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 la performance [5].

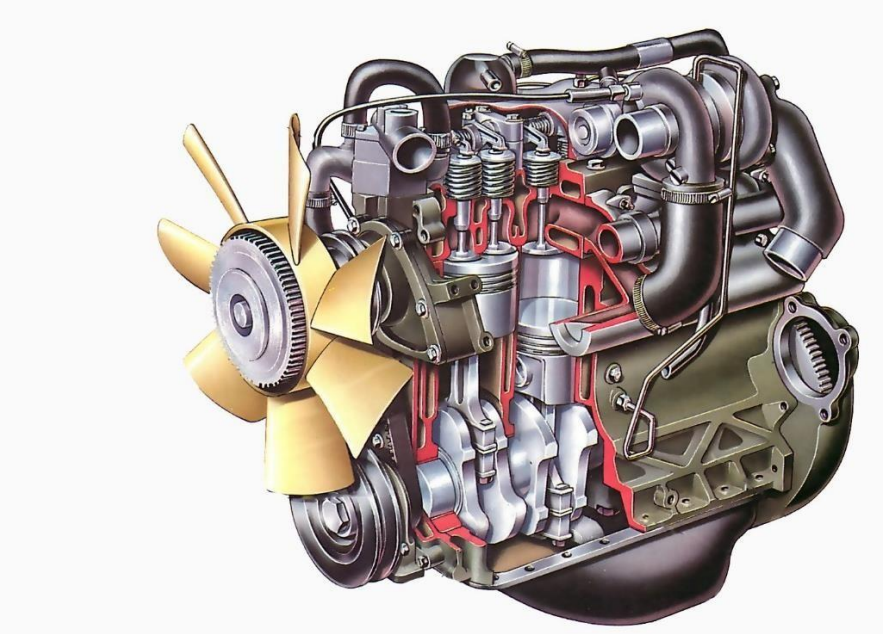


Figure 1.3 : Le moteur diesel.

1.3.1. Principaux composants d'un moteur diesel :

1.3.1.1. Le piston :

Le piston est une pièce rigide, de forme généralement circulaire, coulissant dans un cylindre de forme complémentaire (voir la figure 1.4). Les pistons sont généralement moulés dans un alliage d'aluminium afin d'être légers et de pouvoir agir en tant que conducteur thermique pendant les séquences de fonctionnement du moteur. En effet, il permet de comprimer le mélange de carburant et de gaz extérieur en vue d'une explosion, puis il transforme le tout en énergie thermique, et ensuite en énergie mécanique.

Figure 1.4: Piston moteur.

1.3.1.2. Le vilebrequin :

Le vilebrequin est l'arbre moteur du moteur à pistons (voir la figure 1.5). Il provoque la transmission primaire, l'alternateur, la pompe à eau ainsi que les contre-arbres d'équilibrage. Pour les moteurs à quatre temps, il entraîne le ou les arbres à cames.

Figure 1.5 : Le vilebrequin.

1.3.1.3. Le volant moteur :

Le volant moteur est une pièce mécanique en forme de disque situé entre le moteur et l'embrayage de façon à assurer la transmission entre les deux (Voir la figure 1.6). Outre cela, il a également pour objectif de réguler et stabiliser la rotation du moteur afin de réduire les à-coups provoqués par les cylindres.

Figure 1.6: Le volant moteur.

1.3.1.4. La Bielle :

La bielle est un élément en acier permettant de relier l'un des pistons du moteur au vilebrequin, et de lui communiquer ainsi un mouvement circulaire permettant le fonctionnement du moteur à explosion, ou de toute autre forme de moteur thermique (voir la figure 1.7).

Figure 1.7 : La Bielle

1.3.1.5. Soupapes :

Les soupapes sont en acier allié au nickel ou au nickel–chrome thermiquement tractées, pour résister à la chaleur et à l'usure les soupapes d'échappement travaillent dans les conditions particulièrement sévères, car leur rôle est d'évacuer les gaz à haute température (voir la figure 1.8).

Figure 1.8 : Soupapes.

1.3.1.6. Arbre à cames :

L'arbre à cames, aussi appelé arbre de distribution, est un élément mécanique participant au bon fonctionnement du moteur d'une automobile (voir la figure 1.9). C'est l'arbre de distribution qui permet de réguler l'ouverture et la fermeture des différentes soupapes, qu'il s'agisse des soupapes d'admission ou d'échappement [6].

Figure 1.9 : Arbre à cames.

1.3.2. Fonctionnement d'un moteur Diesel :

Dans un moteur Diesel, l'allumage est obtenu par une auto-inflammation du carburant suite à l'échauffement de l'air sous l'effet de la compression. Un rapport de compression normal est de l'ordre de 14 à 25. Un tel taux de compression amène la température de l'air dans le cylindre de 700 à 900 °C. Cette température étant celle de l'auto-inflammation du mazout, celui-ci s'enflamme spontanément au contact de l"air, sans qu'il y ait besoin d'une étincelle, et, par conséquent, sans système d'allumage [7].

1.3.2.1. Cycle à quatre temps :

Le cycle de fonctionnement du moteur Diesel se décompose en quatre temps : admission, compression, détente et échappement (voir la figure 1.10). Le cycle mécanique correspond à deux allers et deux retours de piston, c'est-à-dire quatre courses, et deux tours de rotation du vilebrequin, soit 720 º.

- **Admission :** Le premier temps correspond à l'ouverture de la soupape d'admission (admission d'air frais). Le piston descend du point mort haut (PMH), position haute extrême, au point mort bas, position basse extrême. La dépression créée par la descente du

piston permet le remplissage du cylindre par le mélange gazeux (fermeture de la soupape d'admission). Cette phase d'admission est primordiale.

- **Compression :** Le deuxième temps correspond à la compression de l'air frais. Les soupapes d'admission et d'échappement sont fermées. Le piston remonte vers le point mort haut et comprime l'air précédemment admis. Il y a une forte augmentation de pression (10 à 25 fois sa valeur initiale) due à la diminution de volume [8].

  De plus, une augmentation de la température assure l'inflammation spontanée du mélange combustible-air chaud au moment d'injection.
- **Explosion-détente :** Le troisième temps correspond à la détente des gaz. Les soupapes d'admission et d'échappement sont fermées. Le combustible est injecté sous très haute pression dans la chambre de combustion avant la pression maximale, et lorsque le piston est au point mort haut. Cette pression maximale créée dans la chambre de combustion repousse le piston vers le point mort bas (PMB), d'où la production d'un travail mécanique. La conversion du travail mécanique en mouvement de rotation permet de tourner le vilebrequin.
- **Échappement :** Le quatrième temps correspond à l'échappement des gaz brûlés. L'ouverture de la soupape d'échappement et le piston remonte du point mort bas vers le point mort haut et chasse vers l'atmosphère les gaz brûlés [9].

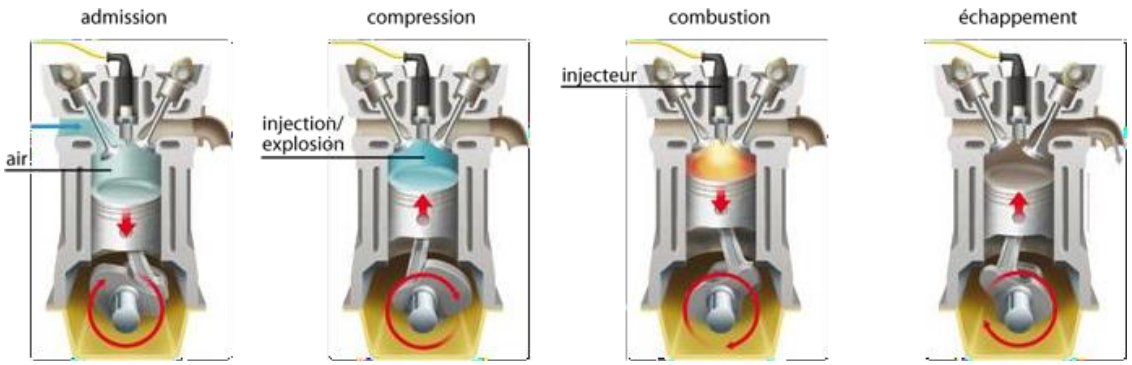


Figure 1.10 : Cycle à quatre temps**.**

1.3.3. Cycle diesel :

Le cycle diesel est l'un des cycles thermodynamiques les plus courants que l'on puisse trouver dans les moteurs d'automobiles et décrit le fonctionnement d'un moteur à piston à allumage par compression typique.

Dans un cycle Diesel idéal, le système exécutant le cycle subit une série de quatre processus (voir la figure 1.11) : deux processus isentropiques (adiabatiques réversibles) alternés avec un processus isochore et un processus isobare.

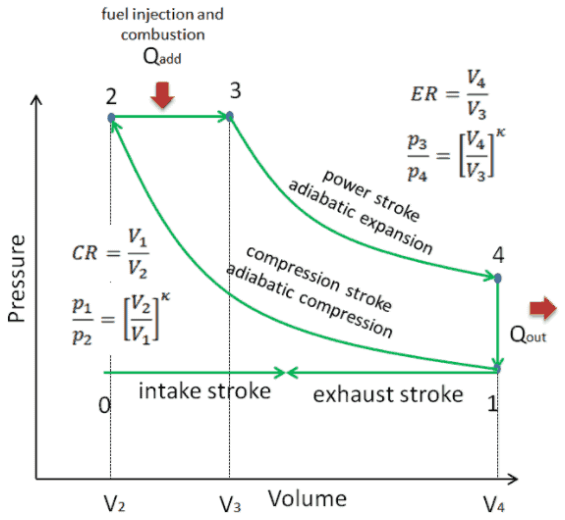


Figure 1.11 : Cycle diesel idéal.

- **Expansion isobare** (phase d'allumage) – Dans cette phase (entre l'état 2 et l'état 3) ily a un transfert de chaleur à pression constante (modèle idéalisé) vers l'air à partir d'une source externe (combustion de carburant injecté) tandis que le piston se déplace vers le V_3. Pendant le processus à pression constante, l'énergie pénètre dans le système sous forme de chaleur $Q_{ajoutée}$, et une partie du travail se fait en déplaçant le piston.
- **Expansion isentropique** (course de puissance) – Le gaz se détend adiabatiquement de l'état 3 à l'état 4, lorsque le piston se déplace de V_3 au point mort bas. Le gaz travaille sur l'environnement (piston) et perd une quantité d'énergie interne égale au travail qui quitte le système. Encore une fois, l'entropie reste inchangée. Le rapport volumique (V_4 / V_3) est connu comme le rapport d'expansion isentropique.
- **Décompression isochore (course d'échappement)** – Dans cette phase, le cycle se termine par un processus à volume constant dans lequel la chaleur est rejetée de l'air tandis que le piston est au point mort bas. La pression du gaz de travail chute instantanément du point 4 au point 1. La soupape d'échappement s'ouvre au point 4. La course d'échappement survient directement après cette décompression. Lorsque le piston se déplace du point mort bas (point 1) au point mort haut (point 0) avec la

soupape d'échappement ouverte, le mélange gazeux est évacué vers l'atmosphère et le processus recommence.

Pendant le cycle Diesel, un travail est effectué sur le gaz par le piston entre les états 1 et 2 (**i compression isentropique**). Le travail se fait par le gaz sur le piston entre les étapes 2 et 3 (**i addition de chaleur isobarique**) et entre les étapes 2 et 3 (**i expansion isentropique**). La différence entre le travail effectué par le gaz et le travail effectué sur le gaz est le travail net produit par le cycle et il correspond à la zone délimitée par la courbe du cycle. Le travail produit par le cycle multiplie la vitesse du cycle (cycles par seconde) par la puissance produite par le moteur Diesel.

Le rendement thermodynamique du cycle Diesel est :

$$(\eta_t)_{Diesel} = \frac{|W_{net}|}{|q_{in}|} = 1 - \frac{|q_{out}|}{|q_{in}|} = 1 - \frac{C_v(T_4 - T_1)}{C_p(T_3 - T_2)} = 1 - \frac{(T_4 - T_1)}{\gamma(T_3 - T_2)} \quad \text{Eq. (1.1}$$

1.3.4. Le Processus d'injection

L'injection a pour rôle essentiel de mettre en pression le carburant, de l'injecter selon une loi bien définie, à un instant déterminé, et de le répartir dans tout le cylindre (voir la figure 1.12). Le débit injecté varie en fonction du fonctionnement du moteur désiré, donc de la consigne du conducteur. Quant à l'avance à l'injection, elle vient compenser le délai d'auto inflammation du mélange, temps qui s'écoule entre le début d'injection et le début de la combustion. Le processus d'injection diffère selon les moteurs. Une injection récente est réalisée par la régulation électronique où un levier contrôle électroniquement, règle un orifice de passage du carburant en fin d'injection, et limite donc la quantité injectée [10].

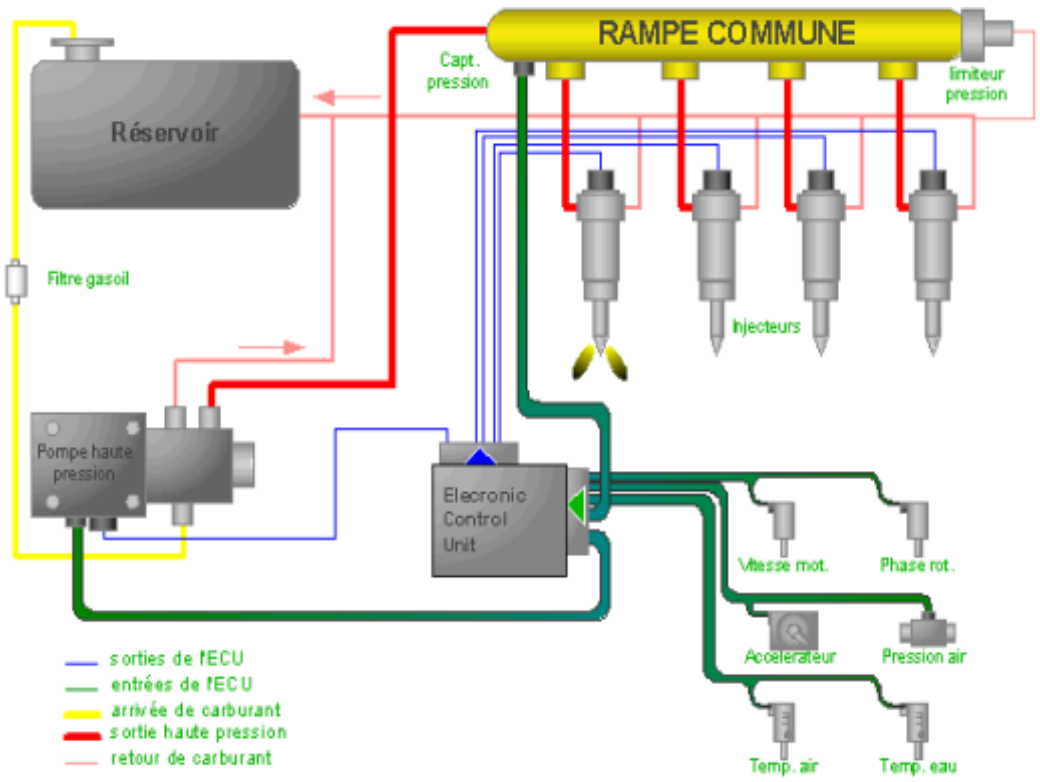


Figure 1.12 : Processus d'injection électronique.

Ils existent deux grandes familles de types de chambre de combustion correspondants à deux types d'injection. C'est le cas spécifique des moteurs Diesel et qui représente l'une des plus importantes caractéristiques de ce type de moteurs [4] :

a) L'injection indirecte :

Dans ce type de moteur, l'injecteur débouche dans une chambre de précombustion, ou préchambre, communiquant avec le cylindre (chambre principale). Elle a été conçue pour remédier au problème de bruit de combustion. Du fait du manque d'air dans la préchambre, les quantités de suies émises sont plus grandes que pour l'injection directe. De plus, la formation des NOx est réduite, du fait que lorsque la préchambre atteint une température élevée, l'oxygène requis est absent.

b) L'injection directe

Dans ce cas, l'injecteur débouche directement dans le cylindre. Une distinction de base est faite entre les processus de dispersion du carburant dans l'air et de dispersion d'un film sur les parois. La sélection du processus d'injection a un effet direct sur les émissions et la

consommation. La dispersion dans l'air offre des avantages en termes de consommation de carburant, d'émission de HC et de fumée. Dans l'autre cas, le carburant s'enlève des parois sous l'action des tourbillons d'air, et se mélange avec l'air. Il offre de meilleures caractéristiques d'émission de NO_x, et réduit le bruit de combustion (combustion plus lente à des températures plus basses) [10].

1.3.5. Moteur Diesel et pollution :

Le moteur Diesel se caractérise par ses émissions de dioxyde d'azote, et de particules. Cependant, quatre types de pollution sont concernés par la combustion Diesel :

- Les oxydes d'azote (NOx) ;
- Les hydrocarbures (HC) ;
- Le monoxyde de carbone (CO) ;
- Les particules (PA).

1.3.5.1. Les oxydes d'azote :

Les oxydes d'azote regroupent deux espèces chimiques, le monoxyde et le dioxyde d'azote (NO et NO2). Ils contribuent à l'apparition des pluies acides et sont néfastes à la santé de par leur action sur les muqueuses. La principale source de ces émissions est l'oxydation de l'azote de l'air à haute température. Les réactions de base sont les suivantes :

$$N + NO \leftrightarrow N_2 + O \qquad \text{Eq. (1.2)}$$

$$N + O_2 \leftrightarrow NO + O \qquad \text{Eq. (1.3)}$$

$$N + OH \leftrightarrow NO + H \qquad \text{Eq. (1.4)}$$

1.3.5.2. Les hydrocarbures imbrûlés :

Les émissions d'hydrocarbures imbrûlés sont le résultat d'une combustion incomplète liée à plusieurs phénomènes :

- Une richesse excessive : Cette richesse est due aux gouttelettes de carburant de taille élevée, injectées à des vitesses réduites. Elles sont donc plus difficiles à se vaporiser et à brûler.
- Une combustion près des parois : La température au niveau des parois est très inférieure à la température de combustion, ce qui entraîne une quantité d'imbrûlés supplémentaire.

1.3.5.3. Le monoxyde de carbone :

Le monoxyde de carbone (CO) se forme lors des hautes températures. Cependant, il est pratiquement entièrement oxydé pendant la phase de détente. Les émissions de CO sont naturellement faibles dans le cas du moteur Diesel.

1.3.5.4. Les particules :

Les particules (PA) sont définies comme tout composant contenu dans les gaz d'échappement, qui se dépose sur des filtres après dilution dans l'air et abaissement de la température à une température inférieure à 51.7°C [11].

1.3.6. Avantages et inconvénients du moteur diesel :

Le moteur diesel et la meilleure machine thermique qui fournit de l'énergie mécanique dans le marché pour les raisons suivantes :

- Le rendement est élevé. La consommation moyenne en combustible est voisine de 190g/cv/h.
- Le combustible employé par les moteurs diesel est relativement bon marché.
- Les gaz d'échappement sont moins toxiques puisque la teneur en oxyde de carbone est de 0,1% à 2 %.
- Les dangers d'incendie sont réduits.
- L'admission est toujours maximale.

En effet, le gas-oil ne produit des vapeurs inflammables qu'aux environs de 80°C, soit une température nettement supérieure à celle de l'été. Cependant le moteur diesel présent les inconvénients suivants :

- Les organes du moteur sont soumis à des pressions élevées donc à des efforts considérables, si bien que la construction de ces moteurs pose des problèmes mécaniques plus complexes.
- Les hautes températures sont indispensables pour enflammer spontanément le combustible injecté, ce qui nécessite des matériaux ayant une bonne tenue aux températures élevées.
- Les pressions en cours de combustion normales sont voisines de 50 à 80 bars.

En effet, le combustible non brulé à la sortie de l'injecteur, s'ajoute au combustible injecté au cycle suivant, l'inflammation s'accompagne alors d'une élévation de

pression considérable, qui peut atteindre 150 à 200 bars. En conséquence :

- Les pièces doivent être largement calculées ;
- Construction doit être lourde ;
- L'étanchéité entre piston et cylindre est difficile à réaliser, d'où obligation de disposer sur les pistons cinq à six segments ;
- Une température constante assez élevée est indispensable pour obtenir une bonne combustion. Il faut donc prévoir un refroidissement correct du moteur. L'entretien d'organes de précision tels que les injecteurs et la pompe d'injection nécessite l'intervention des spécialistes qualifiés. Le graissage est délicat en raison des pressions élevées transmises par le piston à tout l'équipage mobile [12].

De nos jours, l'industrialisation et la motorisation ne cessent de croître et demandent de plus en plus de carburant. Les suites de cet acte contribuent à l'augmentation de la pollution atmosphérique et des concentrations des gaz à effet de serre, dont l'influence sur le réchauffement climatique. Face à ce problème préoccupant, l'utilisation des biocarburants est une alternative plus „propre" que le pétrole.

1.4. Les biocarburants :

Les biocarburants sont des carburants de substitution produits à partir de biomasse, c'est-à-dire de matière première végétale, animale ou issue de déchets, d'où le préfixe "bio" qui signifie la vie. Cependant certains préfèrent le terme "agro-carburants" pour éviter les confusions avec les produits biologiques. Les agro-carburants sont généralement mélangés à des carburants d'origine fossile pour alimenter les moteurs des véhicules. Il existe deux filières principales d'agro-carburants :

- La filière alcool comme le bioéthanol qui est mélangé à de l'essence pour donner des bio-essences.
- La filière huile et dérivés qui sont mélangés au gazole pour donner les biodiesels [13].

1.4.1. Le biodiesel :

1.4.1.1. Définition :

Le biodiesel est un biocarburant d'importance. Le biodiesel peut être produit à partir de différentes matières premières qui varient avant tout en fonction de la région où il est produit. Ce sont essentiellement des huiles végétales qui sont transformées chimiquement ou biologiquement en biodiesel. Pour le processus chimique de transestérification, il faut leur

ajouter différentes substances telles que des alcools à chaîne courte et de la base. Une fois la production terminée, il faut nettoyer le biodiesel pour qu'il puisse être utilisé dans des moteurs. Lors de l'étape suivante du processus, c'est essentiellement de l'eau qui est séparée. Le principal sous-produit est la glycérine, pour laquelle différents processus d'utilisation sont actuellement en cours d'expérimentation. Étant donné la production élevée de biodiesel, la quantité de glycérine à disposition est également très importante, et dépasse de ce fait les besoins existants pour la production classique d'antigels et de pommades [15].

Le biodiesel peut être utilisé sous forme de B100 (pur) ou en mélange avec du diesel de pétrole. Un mélange de 20% de biodiesel et 80% de pétro-diésel en volume est appelé B20.Un mélange de 2%de biodiesel avec 98%de pétro-diésel en volume est appelé B2 [16]. Pur ou mélangé, il réduit les émissions de CO_2, des particules, de monoxyde de carbone, d'hydrocarbures et de fumée noire que génèrent les véhicules. Ce phénomène pourrait provoquer des changements désastreux dans l'environnement.

1.4.1.2. Matières premières à la production du biodiesel :

a. Les Huiles Végétales :

L'huile est un corps gras composé principalement de triglycérides à hauteur de 95 à 98%. Sont également présents dans l'huile dans une quantité minime des constituants tels des acides gras libres, des mono et diglycérides, des phospholipides, des tocophérols, des stérols, des colorants naturels et des composés odorants [17].

b. Les alcools :

L'alcool est l'un de deux réactifs mis en jeu lors de la réaction de transestérification. Dans notre présente étude, nous utiliserons le méthanol et l'éthanol.

c. Les catalyseurs :

Les catalyseurs acides sont moins réactifs et sont corrosifs. C'est l'acide sulfurique et l'acide sulfonique qui sont couramment utilisés [18]. Les catalyseurs basiques sont préférés pour la production du biodiesel. Ils sont moins chers et moins dangereux que les catalyseurs acides ; donc recommandables aux zones locales africaines. Les plus couramment utilisés sont l'hydroxyde de soude NaOH, l'hydroxyde de potassium KOH et le sodium methoxide MeONa ou CH_3ONa [19].

1.4.2. Utilisation des biodiesels dans les moteurs diesel et efficacité de combustion :

Les biodiesels apparaissent comme des produits prometteurs pour le remplacement des combustibles fossiles à court terme puisqu'ils sont renouvelables, biodégradables et ils viennent des ressources agricoles présentes dans la plupart des pays producteurs.

Le biodiesel possède des caractéristiques intéressantes à savoir un indice de cétane supérieur et un point d'éclair élevé [20]. Les mélanges de biodiesel avec le diesel sont stables sur le plan thermique, ils ne changent pas de façon significative même en étant exposés à des températures supérieures à 70 °C.

Parce qu'il est davantage chargé en oxygène (11 %), le biodiesel assure une meilleure combustion du carburant auquel il est mélangé et diminue les émissions d'hydrocarbures (HC), de monoxyde de carbone (CO) et de particules mais augmente les émissions d'oxydes d'azote (NOx). La teneur en oxygène du biodiesel permet d'améliorer le processus de combustion et diminue son potentiel d'oxydation. Le contenu d'oxygène structurel d'un carburant améliore l'efficacité de combustion en raison de l'augmentation de l'homogénéité d'oxygène avec le carburant pendant la combustion. Ainsi l'efficacité de combustion de biodiesel est plus haute que le petro diesel aussi bien que l'efficacité de combustion de méthanol/éthanol est plus haute que celle d'essence.

Le tableau 1.1 montre le pourcentage des émissions de biodiesel pur et 20 % en mélange avec le diesel (20% biodiesel et 80% diesel) [21]. Actuellement, l'utilisation du biodiesel en mélange avec le diesel à raison de 5%, 10%, et 20 % en volume, montre que les performances du moteur sont presque identiques à celles du diesel pur et que le biodiesel offre ainsi une meilleure sécurité de stockage, de manipulation et d'utilisation par rapport au diesel conventionnel. L'utilisation de biodiesel peut prolonger la durée de vie des moteurs diesel parce qu'il est plus lubrifiant que le gazole de pétrole. Le biodiesel a obtenu de meilleures propriétés lubrifiantes que le pétro diesel. Les valeurs calorifiques de biodiesels (39-41 MJ / kg) sont légèrement inférieures à celle de l'essence (46 MJ/ kg), pétro diesel (43 MJ / kg) ou le pétrole (42 MJ / kg), mais supérieur à celui du charbon (32-37 MJ / kg) [22].

Tableau 1.1: Pourcentage des émissions de biodiesel et 20 % en mélange avec le diesel.

Type d'émissions	B20 (%)	B100(%)
HC	-20	-67
CO	-12	-48
CO_2	-16	-79
MP	-12	-47
NO_X	+2	+10
SO_X	-20	-100
HAP	-13	-80
HAP Nitré	-50	-90

1.4.3. Le biodiesel dans le monde :

Aujourd'hui, la consommation mondiale en Diesel connaît une ascension rapide. En Europe par exemple, elle représente 60% de la demande en carburants. Dès le début des années 1990, la production des esters méthyliques à partir des huiles végétales a augmenté de façon remarquable, avec un taux de croissance annuel moyen de 35% dans l'Union Européenne [23].

Figure 1.13 illustre la répartition du volume de la production mondiale de biodiesel selon les pays en 2018, en milliards de litres. Il en ressort que la production de biodiesel a été la plus haute au Brésil cette année-là, avec plus de cinq milliards de litres de biodiesel produits. Toutefois, la production brésilienne de biodiesel était surpassée par celle des Etats-Unis où près de sept milliards de litres de biodiesel ont été produits en 2018 [24].

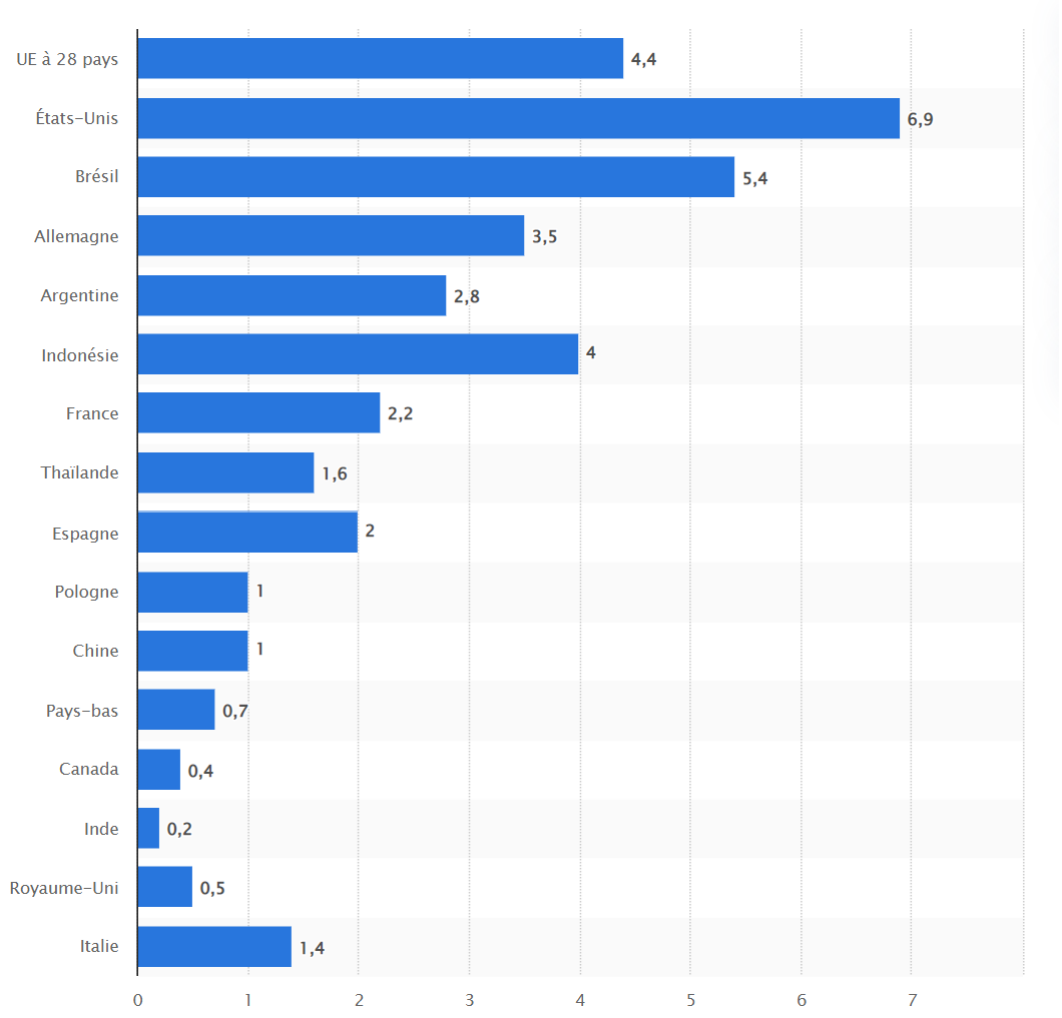


Figure 1.13 : Volume de production de biodiesel dans le monde en milliards de litres.

La politique de l'Allemagne vis-à-vis des énergies renouvelables, en général et du Diesel vert en particulier, classe ce pays comme premier producteur mondial et premier consommateur du biodiesel en Europe. En effet depuis 1991, la production et la vente du biodiesel a augmenté de 200 à 800000t. En 2003, 5000t d'huile de colza pure ont été utilisées dans 4000 véhicules essentiellement agricoles [25]. Le biodiesel est utilisé à l'état pur (B100), sans le mélanger au Diesel conventionnel, en Allemagne et en Autriche et ce, dans des moteurs de voitures, de bus, de camions, de tracteurs et d'autres engins agricoles.

En France, le biodiesel porte la marque déposée de Diester et les pouvoirs publics français ont homologué un taux d'incorporation de 8% de Diester dans le Diesel [26].

Le Brésil dispose de grandes surfaces cultivables, avec une surface de 90 Mha de terres agricoles. Ce pays occupe le deuxième rang dans la production mondiale de soja, avec un taux de 26% et a produit 9,4 Mt d'huile de soja pour l'exercice 2003-2004. Les esters synthétisés à

Partir des huiles végétales produites localement, à savoir les huiles de tournesol, de coton et de ricin, sont en grande partie des esters éthyliques, vu la disponibilité de l'alcool éthylique, contrairement au méthanol importé. Aux Etats-Unis, les esters méthyliques d'huiles végétales (EMHV) sont synthétisés à partir d'huile de soja vierge et usagée et de graisse animale, avec des taux d'incorporation de 2 et 20% dans le Diesel. La production du biodiesel avoisine 200000 t/an, réparties en 25 unités.

1.4.4. Production de biodiesel en Algérie :

En Algérie, les énergies renouvelables sont actuellement au cœur des préoccupations. Consciente de leur intérêt grandissant et de leur enjeu, l'Algérie a intégré le développement des énergies renouvelables dans sa politique énergétique par l'adoption d'un cadre juridique favorable au développement de ces énergies. La réalisation d'importantes infrastructures dans ce domaine et la planification d'importants projets en est la parfaite illustration. [27]

1.4.5. Les avantages et les inconvénients du biodiesel :

1.4.5.1. Avantages du biodiesel :

La fabrication du biodiesel est une alternative de production de combustibles propres, biodégradables, non toxiques et renouvelables. Il peut à la fois servir de carburant de remplacement au diesel conventionnel ou d'additif. Le biodiesel entre dans les perspectives de la réduction des gaz à effet de serre (GES), établies dans le protocole de Kyoto [28]. Pour le développement de mécanismes propres, pour la réduction des émissions de dioxines et des dérivées furanes, ainsi que pour les polluants organiques persistants (POP's) originaires de la combustion du pétro-diesel. Les propriétés du biodiesel dépendent essentiellement de la matière première ainsi que de l'alcool utilisé. Il ne contient ni soufre ni aromatique et l'oxygène y résidant peut atteindre jusqu'à 11 %. [29] Grâce à ces caractéristiques, lebiodiesel présente maints avantages à savoir :

- Une grande dérivabilité ;
- Une réduction des gaz à effet de serre (GES) dont le CO_2 émis par les voitures, est capté par la plante au cours de sa croissance [30]. Ainsi le CO_2 est dans un « circuit fermé », contrairement au circuit des carburants fossiles, où il se retrouve émis dans l'atmosphère et « livré à lui-même », un usage facile pur ou mélangé au pétro diesel ;

- Un faible coût de production [31].

1.4.5.2. Inconvénients du biodiesel :

Le biodiesel présente également certains inconvénients, parmi lesquels :

- Une période de stockage plus courte que le diesel (environ huit mois).
- Une puissance motrice moindre avec le biodiesel qu'avec le diesel.
- Un point d'inflammabilité supérieur à celui du diesel.
- Une viscosité plus élevée que celle du diesel durant certaines périodes de l'année, ce qui engendre certains problèmes au niveau des moteurs [32].
- Le pouvoir calorifique (énergie dégagée par la combustion du carburant) diminue de 131.295 Btu/gal pour le diesel dérivé du pétrole à 117.093 Btu/Gal pour le biodiesel [33].
- Il produit un taux important d'oxyde d'azote (Nox) qui un gaz à effet de serre très puissant [31].

Cependant, ils sont corrosifs car ce sont des composés oxygènes qui peuvent facilement évoluer vers des formes acides nuisibles pour les organes métalliques et en caoutchouc des moteurs quand on les utilisé à 100%. Ils n'ont pas un pouvoir lubrifiant comme les carburants fossiles et leurs pouvoirs calorifiques sont bien moindres. Les engrais que l'on pourrait utiliser dans les champs présentent aussi des risques de contamination des nappes phréatiques.

1.5. Conclusion :

En raison de la diminution des réserves de pétrole et des conséquences environnementales néfastes des gaz d'échappement du diesel pétrolier, le biodiesel a attiré l'attention au cours des dernières années en tant que carburant renouvelable et respectueux de l'environnement. Étant donné que le biodiesel est un carburant de substitution renouvelable, fabriqué à partir animales usées et des huiles végétales. C'est une alternative efficace ayant le potentiel d'améliorer significativement l'environnement. Le Biodiesel est un excellent carburant de remplacement du diesel qui constitue probablement la meilleure solution aux problèmes d'émission de gaz effet de serre et de pollution urbaine

L'avantage majeur du Biodiesel par rapport à d'autres alternatives telles que le gaz naturel ou l'électricité, est qu'il peut être utilisé sans modifications dans diverses applications à base de combustibles en particulier dans les moteurs diesel déjà existants.

L’ajout de biodiésel au diésel ordinaire en augmente l’indice de cétane, ce qui améliore l’allumage, facilite le travail du moteur et réduit la quantité de rejets polluants, en particulier les particules de suie et la mauvaise odeur caractéristique qui les accompagne. Le biodiésel améliore également le pouvoir lubrifiant du mélange, ce qui réduit l’usure du moteur et de la pompe.

Chapitre 2

Réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction :

L'intelligence artificielle (IA) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques, inspirées de la nature, visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle et capable de traiter des problèmes auxquels les techniques conventionnelles ne peuvent pas être utilisés pour les résoudre, en raison de leur complexité, de leur dimensionnalité élevée, de la non-linéarité, du manque de modèles analytiques et de connaissances imprécises. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application. Ces techniques se développent à grande vitesse, et leurs cas d'usage se multiplient dans tous les secteurs.

Ce chapitre présente une description et une analyse de la technique d'intelligence artificielle (IA) qui sera utilisée tout au long de ce travail, y compris son concept de base. Cette technique est :

- Les réseaux de neurones artificiels (RNA) qui sont inspirés du fonctionnement d'un cerveau humain, ils consistent en un système interconnecté d'éléments de traitement (neurones) qui est capable d'apprendre à partir d'ensembles de données.

2.2. Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

2.2.1. Définition :

Les RNA sont des modèles statistiques adaptatifs, basés sur une analogie avec le cerveau humain (voir la figure 2.1). Leur adaptabilité revient du fait qu'ils peuvent apprendre à estimer les paramètres d'un ensemble de données en utilisant un nombre d'exemples. Dans sa structure de base, un RNA est constitué d'un ensemble d'unités simples qui sont les neurones. Ces dernières sont interconnectées à l'aide d'un ensemble de connexions pondérées, chaque unité correspond à une caractéristique d'une forme à analyser [34].

Les RNA sont généralement organisés en couches. La première couche est la couche d'entrée. Elle est responsable de la transmission de l'information à analyser vers le réseau. La dernière couche est la couche de sortie. Elle reçoit le résultat final qui est la réponse du réseau. Les couches intermédiaires sont les couches cachées, le nombre de ces couches est défini selon le type du problème à résoudre. Elles relient les deux couches d'entrée et de sortie [35-36].

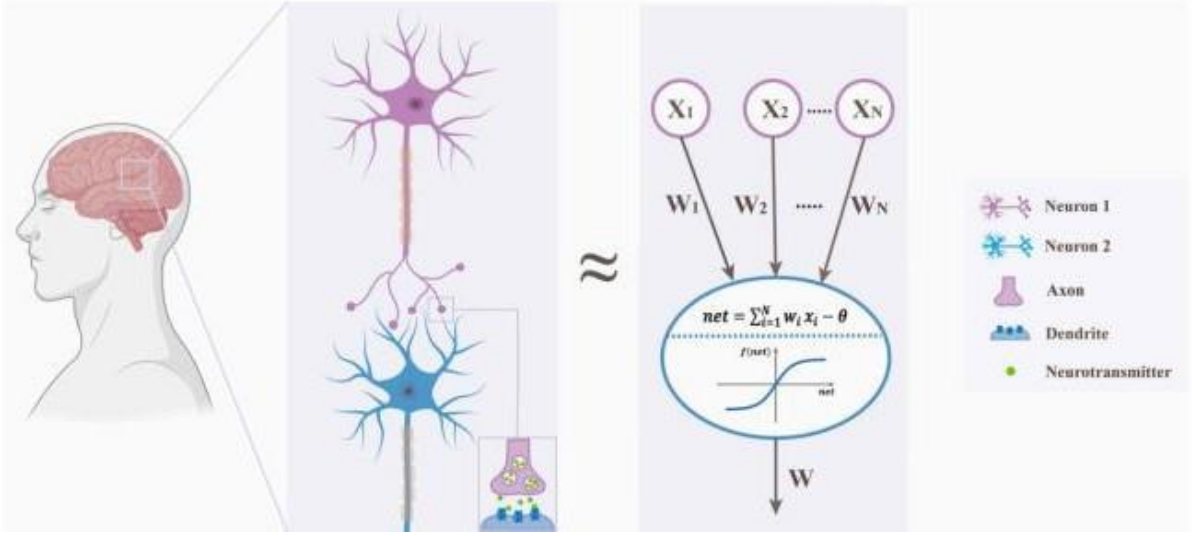


Figure 2.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain.

2.2.2. Neurone biologique :

Le neurone est une cellule nerveuse. Elle se compose d'un corps cellulaire appelé « Soma » qui contient le noyau (où se déroule les activités cellulaires vitales) de prolongement appelé « Neurite » (voir la figure 2.2). Ces dernières sont de deux types, les dendrites qui servent de canaux d'entrées et l'axone, unique qui est le canal de sortie [37]. Au point de Vue fonctionnel, on considère le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone. Le neurone va donc 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 (un signal électrique). Le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les synapses possèdent une sortie de « mémoire » qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement. En fonction de leur « histoire », c'est-à-dire de leur activation répétée ou non entre deux neurones, 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 [38].

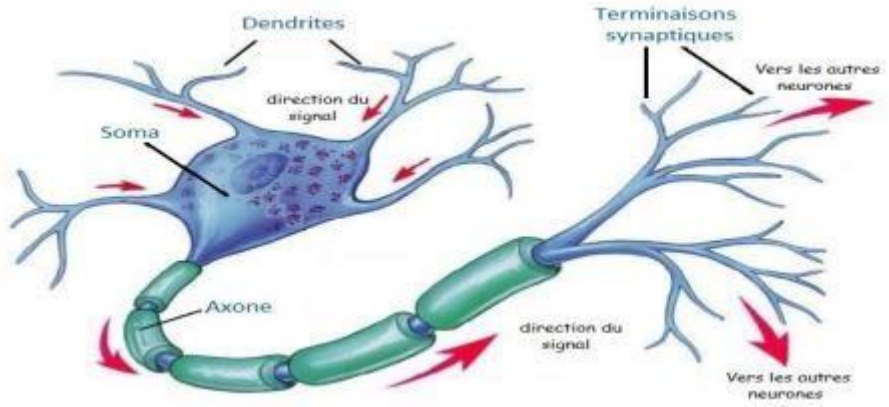


Figure 2.2 : Neurone biologique.

2.2.3. Neurone artificiel :

Le neurone artificiel (voir la figure 2.3) est une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées. En général, un neurone artificiel est un élément de traitement possédant n entrées $x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_n$ (qui sont les entrées externes ou les sorties des autres neurones) et une ou plusieurs sorties. Son traitement consiste à effectuer à sa sortie y_j le résultat d'une fonction d'activation f de la somme pondérée.

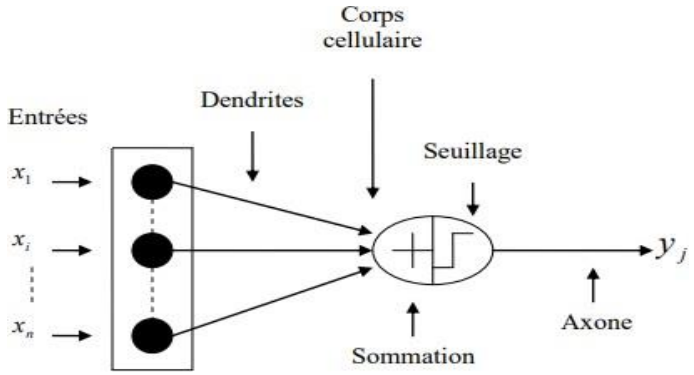


Figure 2.3: Le neurone artificiel.

La modélisation consiste à rassembler les connaissances que l'on a du comportement dynamique du processus, par une analyse physique des phénomènes mis en jeu, et une analyse des données expérimentales. Ces analyses conduisent à la définition des grandeurs caractérisant le processus, c'est-à-dire ses entrées, ses variables d'état et ses sorties. L'analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel est présentée dans la figure 2.4 [39-40].

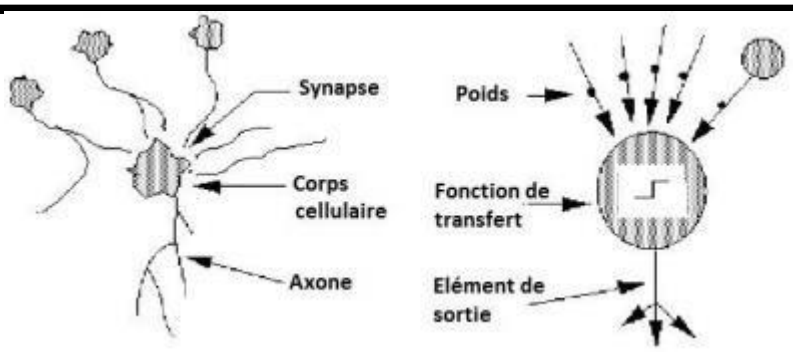
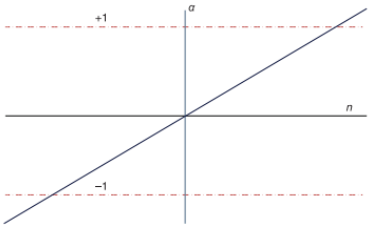
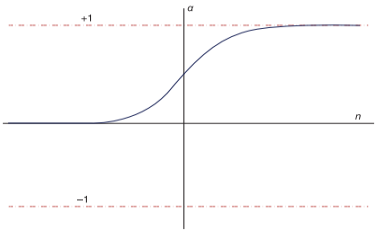
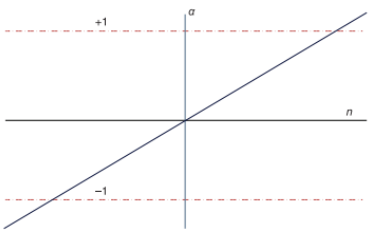


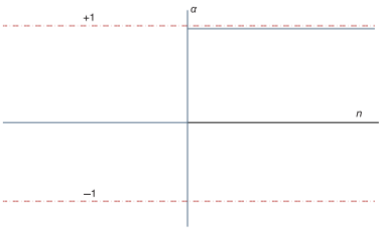
Figure 2.4: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

2.2.4. Fonction d'activation :

Le neurone artificiel utilise des fonctions d'activation qui peuvent être linéaires ou non linéaires, pour effectuer une opération mathématique sur la sortie du signal. Le rôle de la fonction d'activation est d'introduire la non-linéarité au RNA et d'éviter d'être paralysé par des neurones divergents en bornant leurs valeurs. Le choix de la fonction d'activation dépend des spécifications du problème à résoudre. Certaines des fonctions d'activation couramment utilisées sont résumées dans le Tableau.2.1 [41].

Tableau 2.1. Fonctions d'activation couramment utilisées.

Fonction d'activation	Equation	Plage d'entrée et de sortie	Représentation graphique
Linéaire	$f(x) = x$ (2.2)	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [0,1]$	
Log-sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1+e^{x}}$ (2.3)	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [0,1]$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$ (2.4)	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [-1,1]$	

Limite stricte	$\boldsymbol{f(x)} = \begin{cases} 0 \; if \; x < 0 \\ 1 \; if \; x \geq 0 \end{cases}$ (2.5)	$\boldsymbol{R_{input}} = [-\infty, +\infty]$ $\boldsymbol{R_{output}} = [0,1]$	

2.2.5. Architecture de réseau de neurones artificiels :

L'architecture d'un RNA est composée d'un certain nombre de neurones interconnectés, formant une structure capable de remplir certaines fonctions. Le nombre de neurones est lié au nombre d'entrées et de sorties du réseau. Ces neurones sont organisés en couches (voir la figure 2.5), chaque couche est indépendante et peut être organisée comme suit :

- **Une couche d'entrée** : Elle est constituée de l'ensemble des variables d'entrée.
- **Une couche de sortie** : Elle est constituée de l'ensemble des neurones de sortie du réseau. C'est cette couche qui fournit la sortie principale.
- **Une ou plusieurs couches cachées** : Ce sont les couches qui se trouvent entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Elles définissent l'activité interne du réseau. En général, les fonctions d'activations sont non linaires au niveau de ces couches. [42]

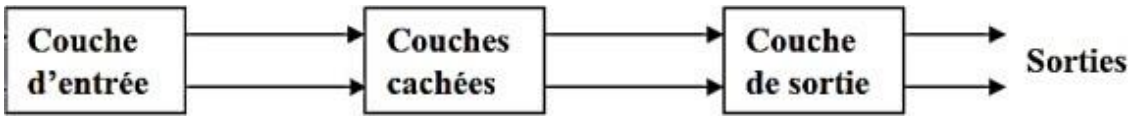


Figure 2. 5 : Composition d'un réseau de neurones artificiels.

En fonction du modèle de connexions entre les unités et de la propagation des données, les RNAs peuvent être classés en deux groupes, les réseaux feed-forward et les réseaux récurrents ou à retour d'informations [43].

2.2.5.1. Réseaux Feed forward :

Les réseaux Feed-forward peuvent se diviser en réseaux sans couches cachées et les réseaux avec une ou plusieurs couches cachées. Les réseaux sans couches cachées sont les réseaux les plus simples. Ils sont utilisables pour des problèmes de classification ou d'approximation. Ils ont un avantage majeur, leur apprentissage converge vers une solution optimale. Cela est dû au fait que c'est un système linéaire. Leur inconvénient est qu'ils peuvent seulement classifier ou approximer les problèmes linéaires et ne peuvent résoudre un problème non linéaire [44].

a) Perceptron simple (mono couche)

L'exemple classique pour ce type de réseau est le perceptron monocouche, inventé par Rosenblatt. Il ne dispose que de deux couches (voir la figure 2.6) :

- Une couche d'entrée qui s'appelle la rétine et qui est une aire sensorielle.
- Une couche de sortie qui donne la réponse correspondante à la simulation présentée à l'entrée [45].

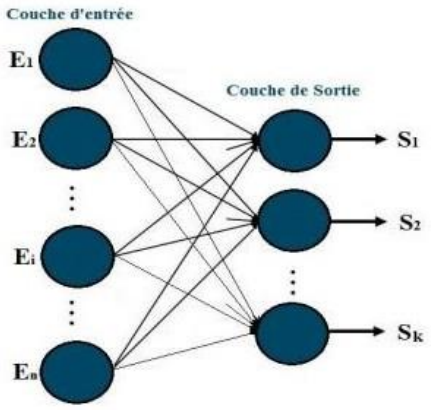


Figure 2.6 : Architecture d'un perceptron monocouche.

$\mathbf{E_1}$: Entrée 1 de la couche d'entrée.

$\mathbf{E_i}$: Entrée i de la couche d'entrée.

$\mathbf{E_n}$: Entrée n de la couche d'entrée.

$\mathbf{S_1}$: Première sortie du réseau.

$\mathbf{S_k}$: Sortie k du réseau (k étant le nombre de sortie).

b) Réseaux de neurones feed-forward multicouches (MLP)

Ces réseaux représentent une généralisation des réseaux monocouches. Leur architecture est composée d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie comme le montre la figure 2.7. Dans ce cas, les couches cachées et la couche de sortie effectuent les calculs. Le réseau représenté est entièrement connecté, ce qui signifie qu'un neurone dans n'importe quelle couche doit être lié à tous les neurones de la couche précédente. Les fonctions d'activation sont utilisées pour les nœuds de la couche cachée et de sortie où la sortie d'une couche devient l'entrée de la couche suivante. En ajoutant une ou plusieurs couches cachées, le réseau est capable de calculer des statistiques d'ordre supérieur conduisant à une meilleure perspective globale. De plus, les couches cachées sont de valeur lorsque la taille de la couche d'entrée est grande et que les données sont nombreuses. La détermination du nombre optimal de nœuds cachés est fondamentalement un problème non résolu dans la recherche sur les réseaux de neurones, c'est pourquoi la technique « Trial and Error » est généralement utilisée.

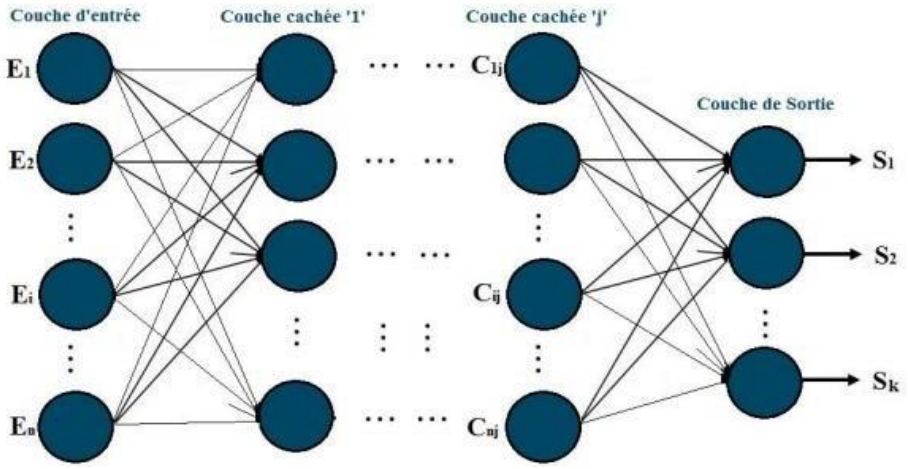


Figure 2.7: Architecture du perceptron multicouche (MLP).

E_1 : Entrée 1 de la couche d'entrée.

E_i : Entrée i de la couche d'entrée.

E_n : Dernière entrée de la couche d'entrée.

C_{1j} : Premier neurone de la couche cachée j.

C_{ij} : Neurone i de la couche cachée j.

C_{nj} : Dernier neurone de la couche cachée j (m : nombre de neurones dans la couche cachée j).

S_1 : Première sortie du réseau.

S_k : Sortie k du réseau (k étant le nombre de sortie).

c) **Réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF) :**

Les réseaux à fonction de base radiale (RBF) sont un type de réseaux feed-forward multicouche. RBF est composé de trois couches, une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Le nombre de couches cachées est strictement limité à une seule couche et elle est appelée vecteur d'entités. Il existe différents types de fonctions de base radiale, mais la fonction gaussienne est la plus couramment utilisée [46]. Le réseau RBF présente les avantages d'une conception simple, d'une bonne généralisation et d'une tolérance élevée aux bruits d'entrée et à la capacité d'apprentissage en ligne. Figure 2.8 montre un exemple de l'architecture du réseau RBF. Les MLP et RBF sont les deux types de réseaux de neurones feed-forward les plus couramment utilisés [47].

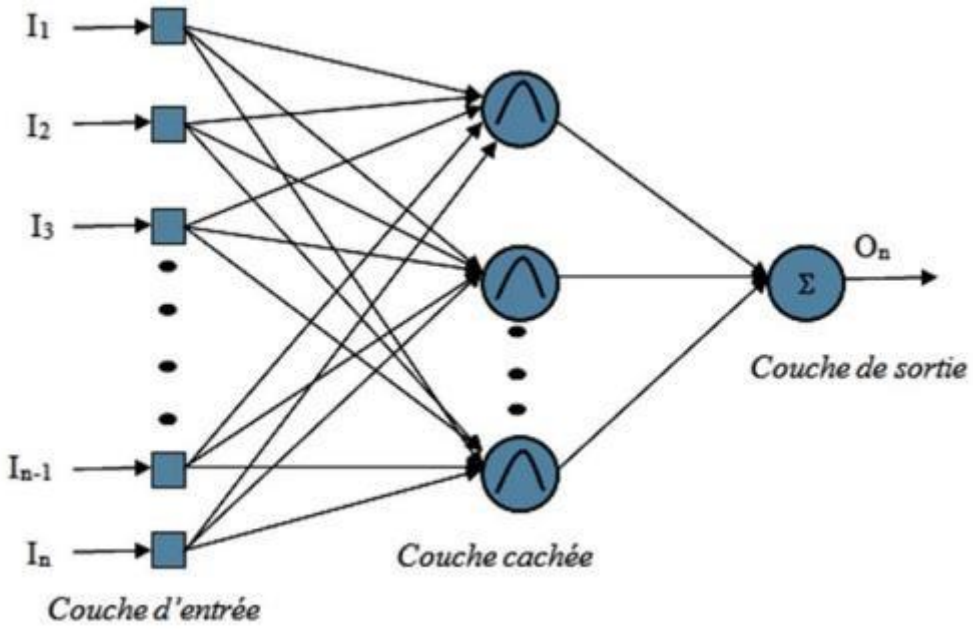


Figure 2.8: Structure d'un réseau de neurones de type RBF.

2.2.5.2. Réseaux récurrents :

Les réseaux récurrents sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information peut se propager dans deux sens, y compris des couches profondes aux premières couches. En cela, ils sont plus proches du vrai fonctionnement du système nerveux. Ces réseaux possèdent des connexions récurrentes au sens où elles conservent des informations en mémoire : ils peuvent prendre en compte à un instant d'un certain nombre d'états passés. Pour cette raison, ces réseaux sont particulièrement adaptés aux applications faisant intervenir le contexte, et

plus particulièrement au traitement des séquences temporelles comme l'apprentissage et la génération de signaux, c'est à dire quand les données forment une suite et ne sont pas indépendantes les unes des autres. Trois classes importantes de ce type des réseaux sont les plus utilisées : réseaux de Jordan et d'Elmane et de Kohenn [48].

2.2.6. Apprentissage :

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle une modification du comportement du réseau se fait jusqu'à l'obtention d'un comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement.

Durant cette phase les poids synaptiques seront modifiés, donc d'une manière plus simple, on peut dire que l'apprentissage est une action de mise à jour des poids des connexions dans le but d'atteindre la sortie du réseau pour les exemples présentés en entrée [49].

2.2.6.1. Type d'apprentissage :

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe trois types selon l'intervention ou non d'un superviseur [50] :

a) **Apprentissage supervisé** : Ce mode est le plus courant, l'utilisateur dispose d'un comportement de références précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Schématiquement, il consiste à évaluer les poids synaptiques minimisant l'erreur sur une base d'apprentissage, cette base comprend un ensemble d'observations pour lesquelles on connaît à la fois les entrées et les sorties souhaitées. L'apprentissage est dit supervisé, car il est nécessaire de connaître la sortie attendue pour chaque jeu d'entrées, le réseau de neurones va ajuster ses paramètres afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et sa sortie réelle (voir la figure 2.9).

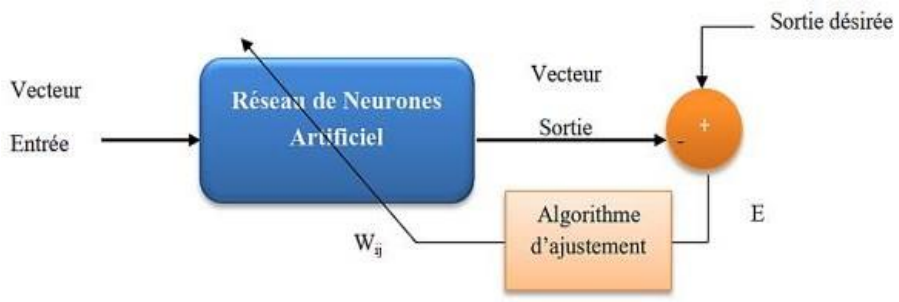


Figure 2.9 : Apprentissage supervisé.

- **Algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt (LM)**

Pour fournir une solution numérique pour réduire un problème, l'algorithme de Levenberg-Marquadt est utilisé. Il possède une convergence stable, il est rapide et convient pour entrainer des problèmes de petite et moyenne taille dans le domaine des RNAs (Wilamowski and Yu, 2010). En mathématiques et en informatique, l'algorithme LM est utilisé pour résoudre le problème des moindres carrés non linéaires, également connu sous le nom de méthode des moindres carrés amortis (DLS). Ces problèmes sont minimisés, en particulier dans la courbe d'ajustement des moindres carrés.

b) **Apprentissage semi-supervisé :** Cet apprentissage est identique au précédent dans la mesure où il se base sur la présence d'un concepteur, cependant la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible, en général la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès.

c) **Apprentissage non supervisé :** Ce mode d'apprentissage est moins intuitif, il correspond au cas où l'on ne dispose pas de bases d'apprentissage, par exemple lorsqu'on ne sait pas à priori déterminer ponctuellement si une sortie est ou non valable. L'apprentissage repose alors sur un « critère interne » de conformité du comportement du réseau par rapport à des spécifications générales et non sur des observations. Cet apprentissage consiste donc, à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie (voir la figure 2.10) [51].

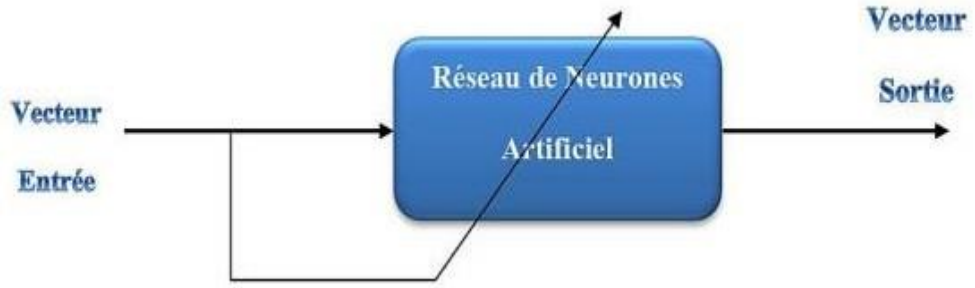


Figure 2.10: Apprentissage non supervisé.

2.3. Application des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Plusieurs travaux ont appliqué l'approche des réseaux de neurones artificiels (RNA) comme outil efficace pour prédire les performances et les caractéristiques d'émission des moteurs Diesel alimentés avec du carburant à base de Biodiesel. Ces travaux sont résumés dans le **tableau 2.2.**

Tableau 2.2 : Prédiction des performances et caractéristiques d'émission des moteurs Diesel alimentés avec des carburants à base de Biodiesel en utilisant les modèles RAN

Biodiesel	**Entrée**	**Sortie**	**Fonction d'activation Et algorithme d'apprentissage**	**Normalisation et division des données**	**Résultats**	**Réf**
Biodiesel à base d'huile de friture B10, B20, B30, B40, B50	Charge moteur Rapport de mélange	Couple, SFC ; HC et CO	Log-sigmoïde Trainlm	[-1,1] 80 :20	Bonne corrélation entre le RNA et les données mesurées ; Précision et simplicité fournies dans l'analyse.	**[52]**
Biodiesel d'origine animale B0, B10, B20, B25, B25, B30, B40, B50	La vitesse du moteur Couple Débit d'air massique	CO, HC, CO2, NOx Pmax, HRRmax, CuHRR	Tansig, Trainlm	N/A 70 :15 :15	Avantage économique élevé et faible temps d'exécution de la simulation Réduire le nombre d'expériences Principaux effets du « modèle » et du « paramètre du modèle »	**[53]**
Biodiesel à base d'huile de poisson, D, B100, B + 5% DEE, B + 10% DEE, B + 15% DEE, B + 20% DEE, B + 25% DEE	Charge moteur Rapport du mélange	Contour d'oreille, EGT CO, CO2, NOx, HC, Fumée	Trainlm	[-1, 1] 65 :35	Modèle développé efficace pour prédire les paramètres du moteur avec le nombre de données disponibles.	**[54]**
Mélanges de biodiesel à base de	Charge moteur Temps	BSFC, BTE, Pmax, EGT NOx, HC,	Traingdm, trainlm, trai nscg	[0.1,0.9] 80 :20	Réduit les efforts expérimentaux Outil de prédiction	**[55]**

Polanga avec du diesel BD10, BD20, BD30, BD40	d'injection Rapport de mélange	fumée			efficace	
Ester méthylique de son de riz (RBME) avec additif isopropanol	Charge moteur Rapport de mélange	BTE, EGT BSFC, O_2, HC, CO, Co_2, NO_X	Log-sigmoïde Trainlm	[-1,1]	Les résultats optimaux ont été obtenus en utilisant la méthode de RNA. Pourcentage d'erreur de 0,01 et 0,03.	**[56]**
Ester méthylique de Calophyllum inophyllum-diesel CIME10, CIME15, CIME20, CIME25	Charge moteur Temps d'injection Pression d'injection, Rapport de mélange	BTE, EGT, BSEC HC, CO2, CO, NO, suie sèche, O2	Tan-sigmoïde, trainlm, tan-sigmoïde tan-sigmoïde and trainlm	[−1,1] 70 : 15 :15	Capacité de prévision de modèle crédible ; Robustesse des modèles proposés ; Remarquable coefficient d'efficacité.	**[57]**
Biodiesel à base d'orange-Gazole, 20OM	Charge moteur, RC Rapport du mélange.	BSFC, BTE, NOx, HC, CO	Trainlm, trainingda, trainingdx, trainrp, log-sig, tan-sig	[0.1, 0.9] 70 :15 :15	L'algorithme d'apprentissage Trainlm et la fonction de transfert log-sigmoïde donnent de meilleurs résultats avec R élevé et MSE minimum.	**[58]**
Biodiesle à base de calophyllum inophyllum B0, B100	Charge moteur, Buse Ouverture Pression Rapport du mélange	BSFC, contour d'oreille, EGT HC, CO, CO2, NOx, Fumée	Trainlm, traingdm, trainscg	[0, 1], 70 :15 :15	Les MSE se révèlent très Bas ; Les valeurs R^2 sont très proches de 1. Les modèles RNA sont des outils fiables de prédiction des performances des Moteur diesel.	**[59]**
Diesel, Biodiesel	CR, couple	Contour d'oreille, EGT, Frein Puissance, SFC	NA	[0, 1] 70 :30	Bonne statistique de performances avec un haut coefficients de régression ; Le RNA aide à la réduction de temps de calcul.	**[60]**
Biodiesel à base d'huile de cuisson usagée B20, B100	Charge moteur, Rapport du mélange	HRR, Pmax, Frein Puissance, BSFC HC, NOx,	Logsig, Tansig, Pure lin	[0, 1] N/A	ANN combiné avec Grey-Taguchi aide à améliorer la précision et réduire le temps et les coûts de recherche	**[61]**

		CO2, CO			expérimentale	
Biodiesel à base de graines de coton, B0, B10, B20, B50	Charge moteur, Rapport du mélange	CO, HC, NOx CP max, BSFC	Logsig, tansig, trainlm	[0, 1], 75 :25	Modèle RNA fiable et présente une précision de prédiction élevée Le RNA aide à minimiser le nombre d'expériences	**[62]**
Biocarburant D100, B100, B20, B30, B40, B50	Rapport du mélange, Puissance de freinage	BTE, BSEC, CO, CO2, NOx, HC, Fumée	NA	NA 70 :15 :15	Le RNA fourni admirable des résultats admirables ; Le modèle est plus précis et fiable ; Le RNA minimise le nombre d'expériences au laboratoire, les couts, la complexité et le temps	**[63]**

2.4. Conclusion

Le RNA a été largement appliqué pour identifier un certain nombre de facteurs de fonctionnement des moteurs alimentés par le biodiesel et son mélange. En général, les résultats de ces travaux actuels pourraient montrer le rôle critique du modèle RNA dans la prédiction des performances et des caractéristiques d'émission du moteur alimenté avec des carburants à base de biodiesel, ainsi que la prédiction de la meilleure condition dans la corrélation de base d'entrées et sorties. Les modèle RNA ont été en mesure de prédire les caractéristiques de performance et les caractéristiques des émissions des moteurs Diesel avec une précision supérieure à 95 %.

Chapitre 3

Prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission du moteur diesel

3.1. Introduction :

Ce chapitre présente le développement des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels (RNA), qui sont capables de prédire le rendement effectif et les caractéristiques d'émission d'un moteur diesel alimenté avec des mélanges de diesel-biodiesel extrait de noyaux d'abricot, compte tenu de l'effet du rapport du mélange diesel-biodiesel et de la puissance effective du moteur. Les modèles proposés ont été évalués au moyen de leurs indicateurs de performance statistiques, coefficient de détermination (R) et l'erreur moyenne (MSE) pour démontrer l'efficacité des approches proposées.

3.2. Matériel et méthodes :

3.2.1. Collecte des données :

Pour développer les modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des performances et des caractéristiques d'émissions d'un moteur à allumage par compression alimenté par différents mélanges de diesel-biodiesel, les données expérimentales ont été collectés à partir du travail publié par Shaik Mullan Karishma [64]. et al 2021, où les différents mélanges considérés dans la présente étude ont été obtenus en mélangeant du biodiesel pur avec des proportions variables de diesel indiquées par BX, où X représente le volume relatif de Biodiesel à l'abricot. Les différents mélanges de biodiesel considérés sont B0 (diesel pur), B10, B20 et B30. L'objectif de ces tests était de choisir la meilleure proportion de mélange de biodiesel qui remplace le carburant diesel pur dans le moteur. La sélection d'un tel mélange est basée sur l'évaluation des performances et des gaz d'échappement du moteur.

3.2.2. Normalisation des données :

La normalisation des données est une étape préalable à effectuer avant toute analyse de base de données. Une normalisation adéquate des variables d'entrée et de sortie est obligatoire pour obtenir des résultats précis [65]. Ainsi, toutes les données sélectionnées ont été mises à l'échelle dans la plage de [0-1] en fonction des valeurs minimales et maximales de chaque catégorie en utilisant l'équation (3.1) pour les adapter à la fonction d'activation dans la couche cachée et la couche de sortie du RNA.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.1)$$

X': Valeur normalisée ;

$Xmin$: Valeurs minimales de X ;

$Xmax$: Valeurs maximales de X ;

3.2.3. Développement des modèles :

Deux modèles indépendants ont été développés sous Matlab à l'aide de l'outil « NN Toolbox », le premier est utilisé pour prédire le rendement effectif du moteur, et le deuxième est utilisé pour prédire les caractéristiques d'émissions. Le rapport du mélange diesel-biodiesel et la puissance effective du moteur ont été considérés comme paramètres d'entrée pour les deux modèles.

L'ensemble de données expérimentales collectées a été divisé en trois ensembles, le premier ensemble (70%) est utilisé pour entrainer le modèle, le second ensemble (15%) est utilisé pour la validation, et le dernier ensemble (15%) qui est indépendant de l'ensemble de données d'entrainement, est utilisé pour tester le modèle.

Les performances des RNA dépendent de plusieurs paramètres, notamment le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche cachée, la fonction d'activation et l'algorithme d'entraînement. Un petit nombre de neurones peut ne pas conduire à une bonne approximation et en même temps, des structures compliquées avec un trop grand nombre de neurones et plusieurs couches cachées prendront du temps, pourraient ne pas présenter une meilleure approximation, et provoquer un sur ajustement. Par conséquent, la précision des RNA dépend du choix important des paramètres susmentionnés.

Pour déterminer le nombre optimale de couches cachées, le nombre optimale de neurones dans chaque couche cachée, et la fonction d'activation optimale, pour une meilleure prédiction des paramètres de fonctionnement et de caractéristiques d'émissions, la méthode « Essais et erreur » a été utilisée.

Pour les deux modèles, le nombre de neurones est varié de 02 à 10 neurones, le nombre de couches cachées est varié de 01 à 03, et les fonctions d'activations testées pour la couche

cachée sont Log-sigmoïde et Tan-sigmoïde. La fonction d'activation utilisée pour la couche de sortie est la fonction linéaire Pure-line. L'algorithme « Back-propagation » a été utilisé pour entrainer les deux modèles. Et l'algorithme d'apprentissage « Levenberg Marquadt » a été utilisé pour construire la structure des réseaux.

3.2.4. Analyses statistiques :

Pour mesurer les performances et valider les modèles développés, le coefficient de détermination R^2 et la moyenne des carrés des erreurs MSE sont utilisés, conformément à l'Eq. (3.2) et Eq. (3.3).

$$MSE_{err}^{f} = \frac{\sum(E_i - P_i)^2}{N \sum E_i^2} \quad (3.2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(E_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(E_i - \bar{P}_i)^2} \quad (3.3)$$

Ei : Valeur expérimentale ;

Pi : Valeur prédite ;

$\bar{P}$: Moyenne des données observées ;

N : Nombre de données ;

Le MSE indique la précision des modèles et est considéré comme un critère d'ajustement important dans le cas où le but du modèle est la prédiction. Il montre à quel point les points de données expérimentaux sont proches des valeurs prédites. Plus les valeurs de MSE sont faibles, meilleur est l'ajustement. Concernant le coefficient de détermination, R^2 est utilisé pour évaluer l'ajustement des modèles en déterminant la dispersion des données le long de la droite de régression ajustée.

3.3. Résultats et discussion :

3.3.1. Architecture des modèles développés :

Les résultats des essais menés par la méthode Essais et Erreurs (Trial and Error) pour la détermination de l'architecture optimale des RNA pour la prédiction du rendement effectif et des caractéristiques d'émission, sont illustrés dans les tableaux 3.1 et 3.2, respectivement.

Tableau 3.1 : Résultats des essais pour le premier modèle.

N° de	N° De couches cachées	Fonction d'activation	MSE	R
2		**n**Log	0.002616	0.9961
2	1	Tan	0.001203	0.9974
3	1	Log	0.008063	0.9966
3	1	Tan	0.006115	0.9297
4	1	Log	0.003407	0.9972
4	1	Tan	0.0079478	0.9737
5	1	Log	0.0008536	0.99949
5	1	Tan	0.0094976	0.9937
6	1	Log	0.0081231	0.9926
6	1	Tan	0.0029499	0.9980

Tableau 3.2 : Résultats des essais pour le deuxième modèle

N° de neurone	N° De couches	Fonction d'activation	MS	R
S	1	Log	0.0034536	0.996
2	1	Tan	0.005180	0.998
3	1	Log	0.0041284	0.975
3	1	Tan	0.0010584	0.927
4	1	Log	0.0042170	0.998
4	1	Tan	0.005641	0.998
5	1	Log	0.001132	0.978
5	1	Tan	0.0012926	0.956
6	1	Log	0.007786	0.979
6	1	Tan	0.00033623	0.99944

Selon les valeurs des indicateurs de performance MSE et R^2, l'architecture optimale du réseau de neurones artificiels qui présente une prédiction précise du rendement effectif (BTE) du moteur se compose d'une seule couche cachée, qui comprend 5 neurones avec une fonction d'activation Tan-sigmoïde. De même, l'architecture optimale qui donne la meilleure prédiction des caractéristiques d'émissions (CO ; HC ; NOx), consiste en une seule couche cachée, qui comprend 6 neurones avec une fonction d'activation Log-sigmoïde. Les paramètres détaillés de ces topologies sont présentés dans le tableau 3.3 et illustrés dans les figures 3.1 et 3.2, respectivement.

Tableau 3.3 : Informations détaillées des deux modèles prédictifs.

Paramètres	RNA (BTE)	RNA (CO, HC, NOx)
N° de couches cachées	**1**	**1**
N° de neurones dans les couches cachées	**5**	**6**
Fonction d'activation	**Log-sigmoïde**	**Tan-sigmoïde**
Algorithme d'entrainement	**Trainlm**	**Trainlm**
N° de données d'entrainement	**14**	**14**
N° de données de validation	**3**	**3**
N° de données de test	**3**	**3**
Performance goal	10^{-10}	10^{-10}
Nombre d'époques	**55**	**56**

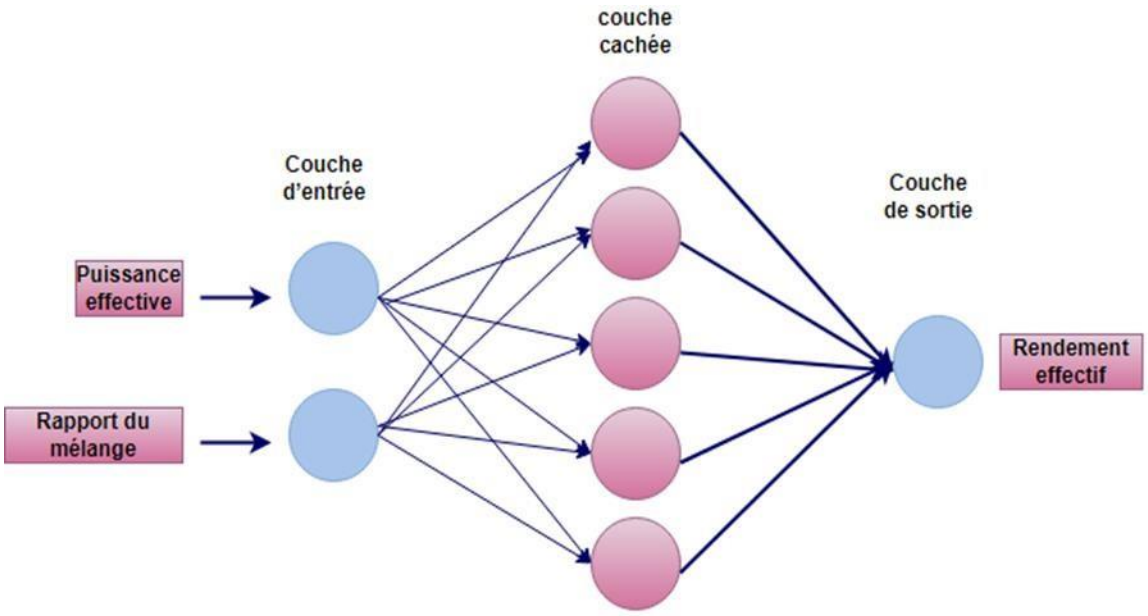


Figure 3.1: Architecture du modèle RNA pour la prédiction du rendement effectif (BTE).

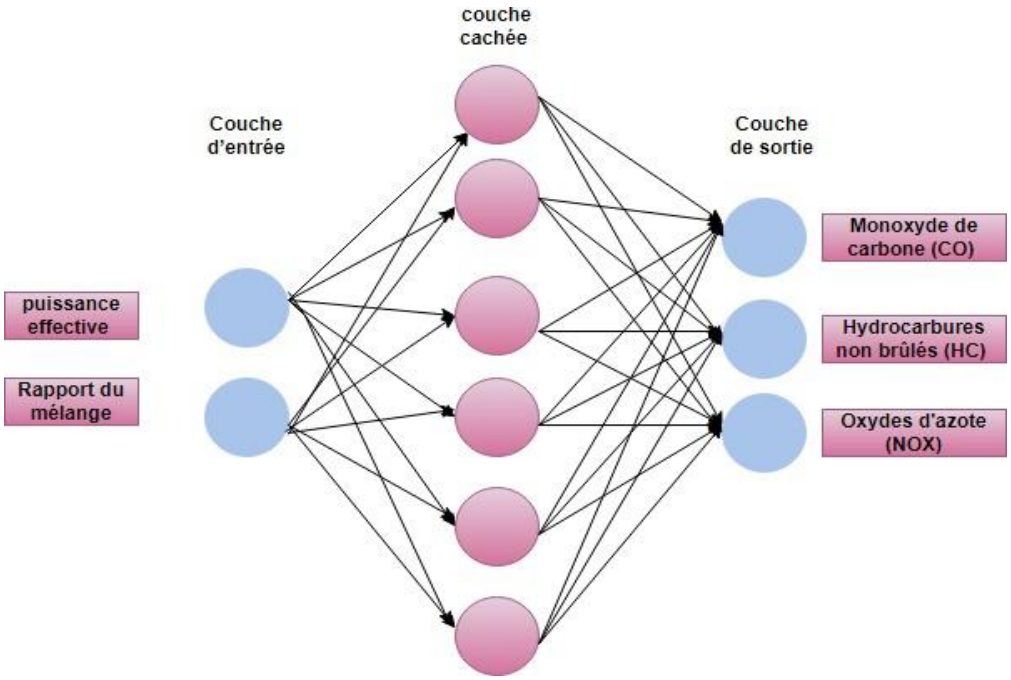


Figure 3.2 : Architecture du modèle RNA pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx)**.**

3.3.2. Résultats de la prédiction du rendement effectif et des émissions :

Pour atteindre l'objectif de performance souhaité de 10^{-10}, l'entraînement a été effectué plusieurs fois avec différentes époques. Les changements d'erreur quadratique moyenne (MSE) avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage des RNA, pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) sont présentés sur les figures 3.3 et 3.4, respectivement. Comme le montrent les figures, la valeur du MSE a diminué et est restée constante lorsque les époques ont atteint 55 avec une valeur de 0,05785 pour la prédiction du rendement effectif (BTE), alors qu'elle est restée constante à l'époque numéro 56 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx), avec une valeur de 0,00033. Ces époques sont utilisées pour figer les modèles.

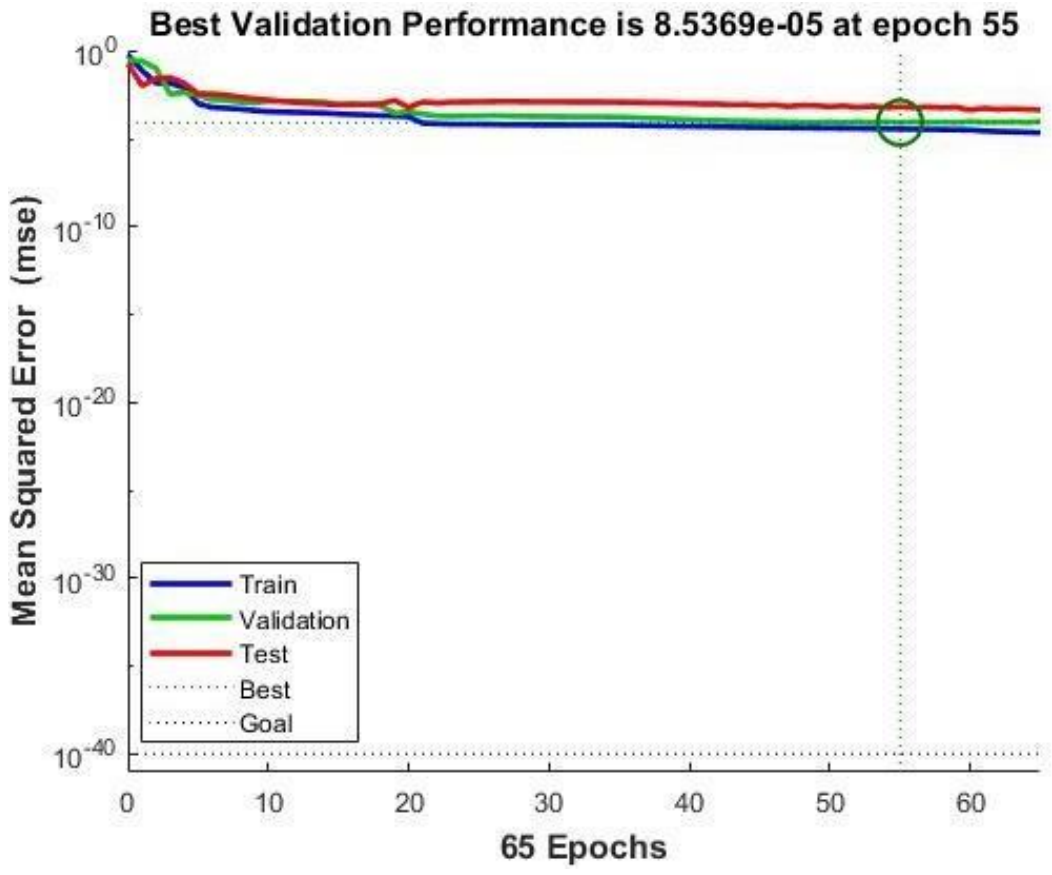


Figure 3.3: Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : prédiction du rendement effectif (BTE).

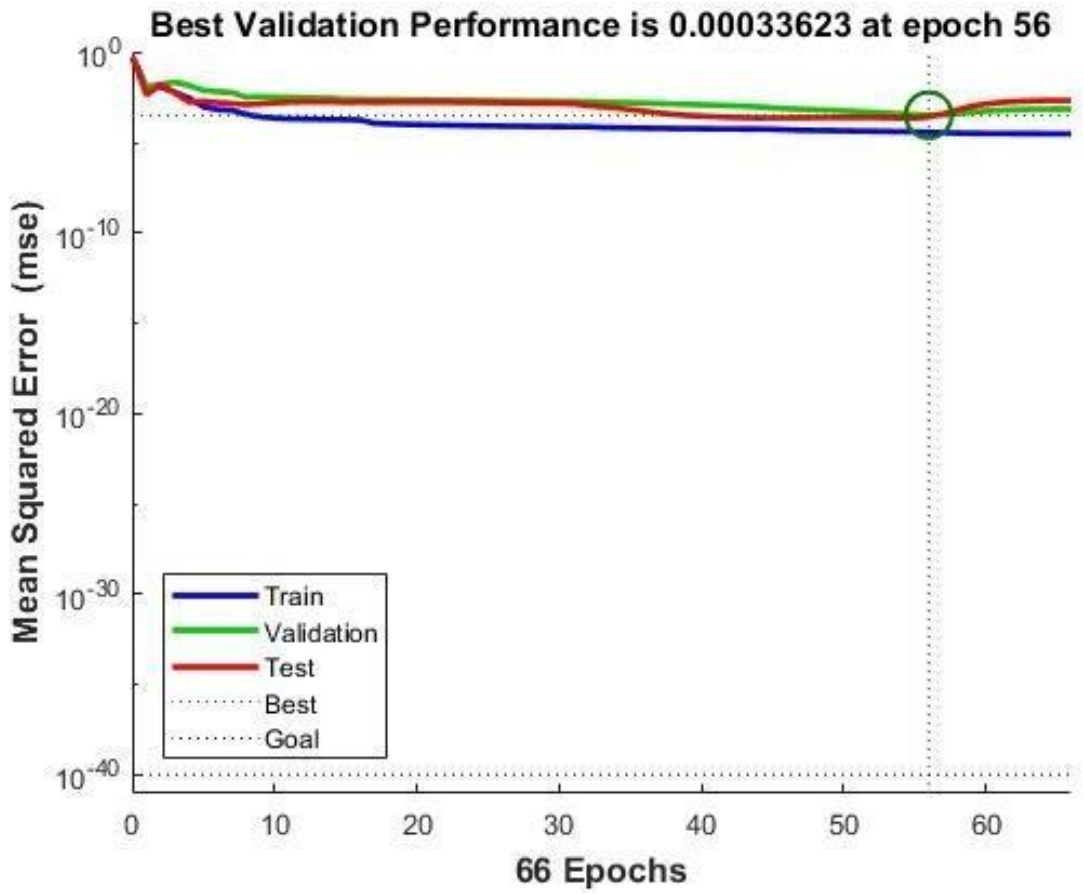


Figure 3.4 : Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : Prédiction des émissions (CO, HC, NOx).

Figure 3.6 et Figure 3.7 présentent les courbes de régression des valeurs du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) expérimentaux par rapport aux valeurs prédites pendant le processus d'entrainement, de validation, de test et de tout l'ensemble de données, respectivement. Les valeurs des R^2 sont présentées dans le Tableau 3.4.

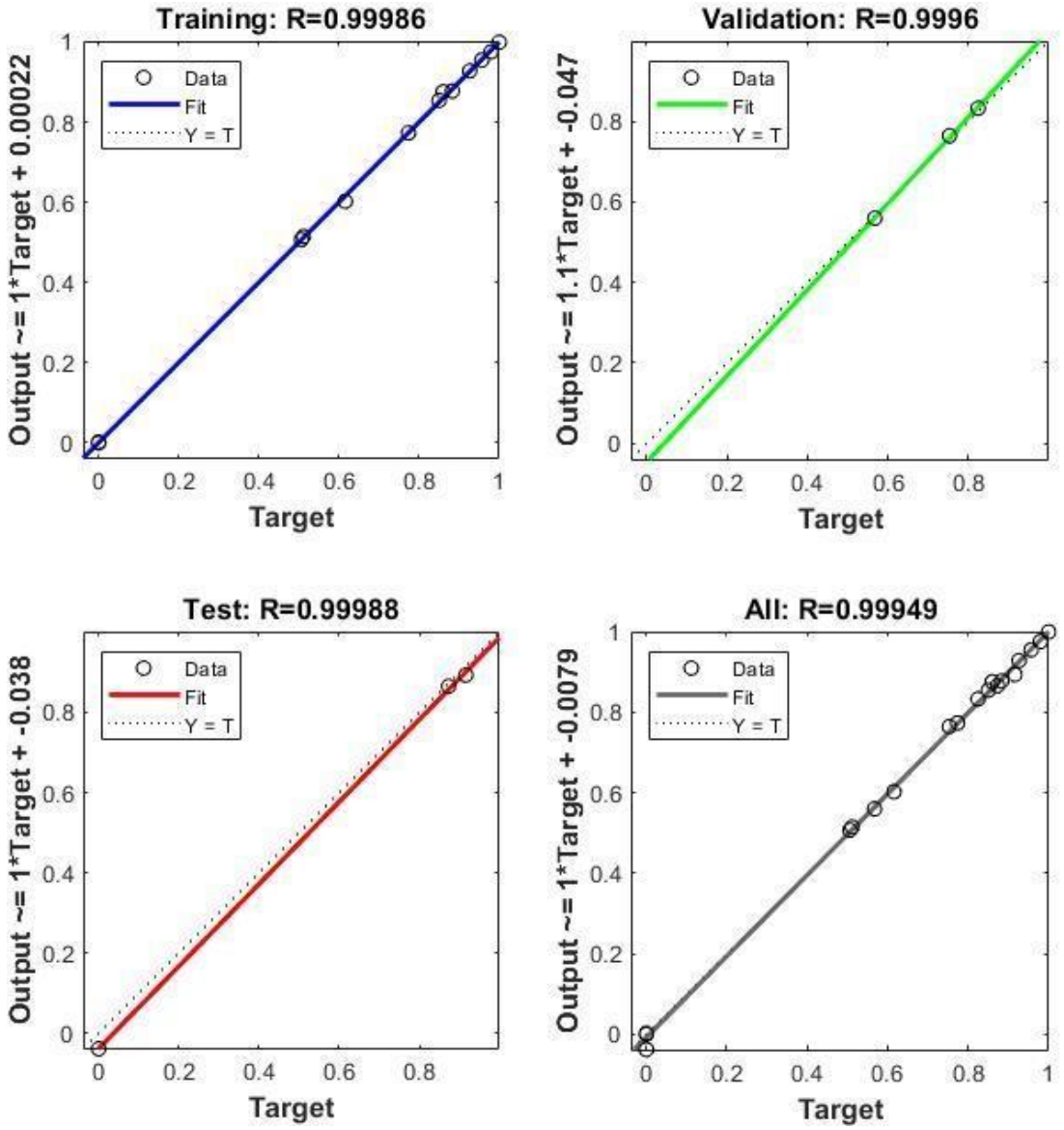


Figure 3.4: Graphiques de régression du RNA pour la prédiction du rendement effectif (BTE).

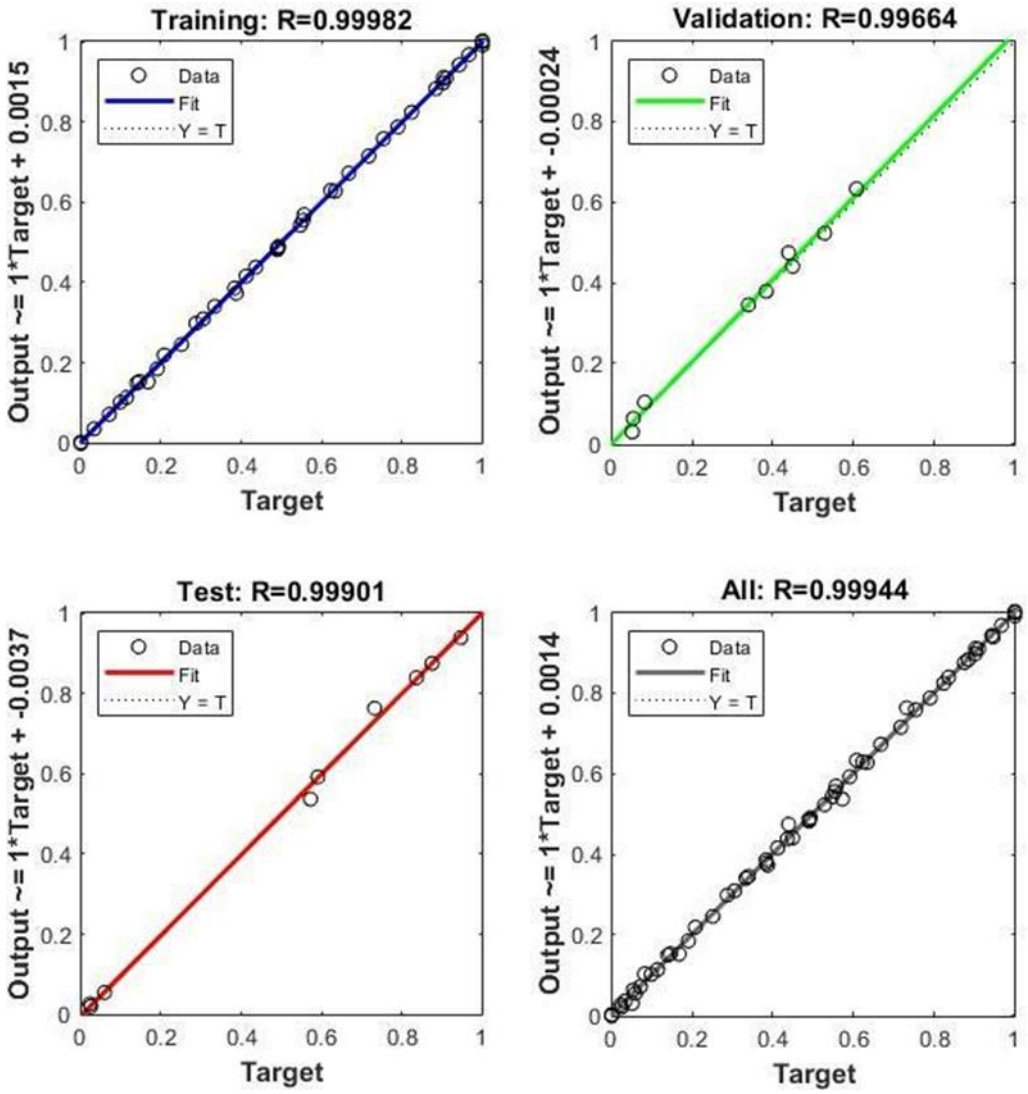


Figure 3.5 : Graphiques de régression du RNA pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx).

Les valeurs expérimentales du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) et sont indiqués par T (cible), tandis que les valeurs prédites du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) sont indiqués par Y (sortie). La régression linéaire entre T et Y est l'ajustement linéaire et sa forme idéale serait Y = T. Comme il est observé sur les figures, les données dispersées sont très proches de la ligne Y = T inclinée à 45° et montrent une forte corrélation entre les valeurs expérimentales et prédites normalisées. Seules quelques données

sont dispersées loin de la ligne d'ajustement. Cela pourrait être lié au bruit des données expérimentales qui provoque l'apparition d'erreurs de prédiction. D'après les valeurs de R^2 présentées dans le tableau 3.4, on peut observer que toutes les valeurs de R^2 pour le processus d'entrainement, de validation et de test sont supérieures à 0,99 pour les deux modèles. L'ensemble de données a montré une valeur de R^2 maximales de 0,99949 pour la prédiction du rendement effectif (BTE), et une valeur de R^2 DE 0,99944 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx). Les valeurs de R^2 indiquent que 99,94 % de la variation totale a été identifiée et expliquée par les modèles RNA, et correspond aux données expérimentales. La proximité des valeurs R^2 à 1 désignent l'efficacité et la précision de prédiction élevée des modèles développés. Il reflète que ces modèles donnent des performances adaptées et adéquates.

Tableau 3.5 : Valeurs de R^2 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx) et du rendement effectif (BTE).

RNA	Processus	R^2
Les émissions (CO, HC, NOx)	Entrainement	0.99982
	Validation	0.99664
	Test	0.99901
	Tout l'ensemble de données	0.99944
Rendement effectif (BTE)	Entrainement	0.99986
	Validation	0.9996
	Test	0.99988
	Tous rendement effectif (BTE) l'ensemble de données	0.99949

Figures 3.6 et 3.7 présentent respectivement les résultats dé-normalisés du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) déterminés expérimentalement et prédits par les modèles RNA. On observe que les valeurs prédites sont relativement proches des valeurs expérimentales pour les deux modèles. Les deux modèles se sont bien adaptés aux données expérimentales présentant un écart inférieur à ± 10 %, ce qui est très acceptable, et indique une précision de prédiction élevée. Cela indique l'adéquation de l'approche développée basée

sur les réseaux de neurones artificiels, pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et les émissions (CO, HC, NOx).

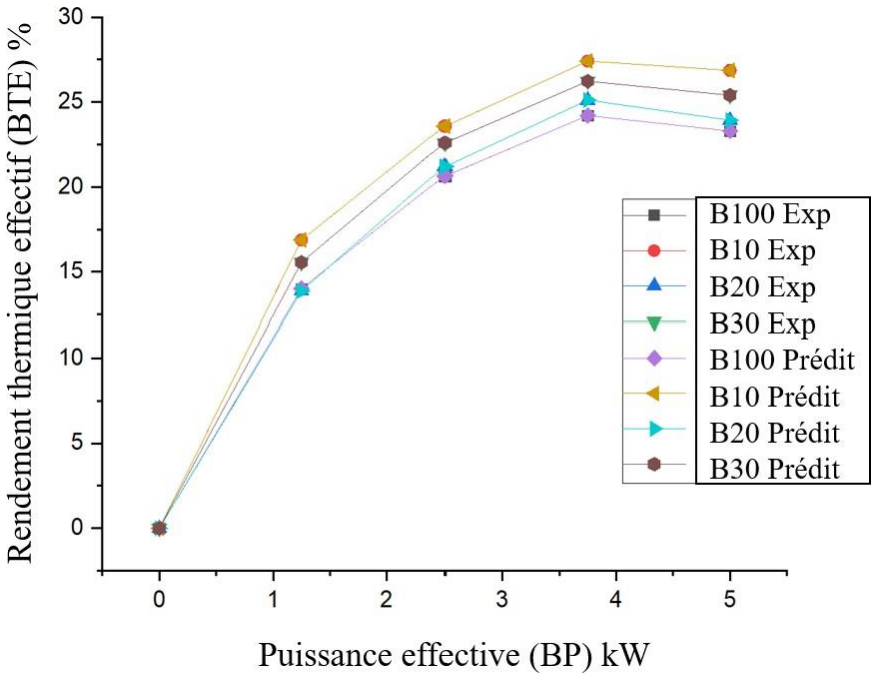
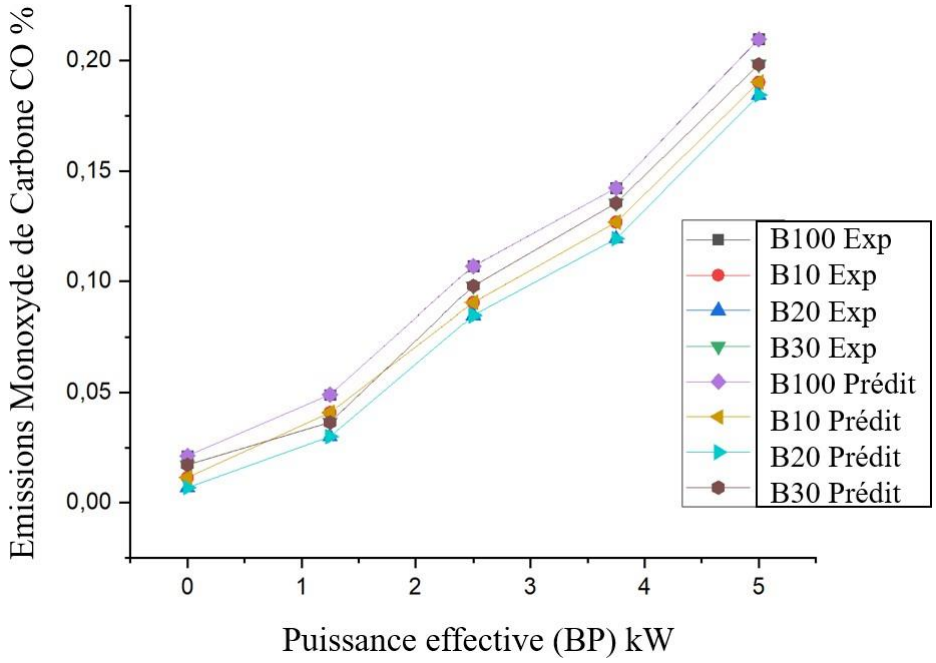
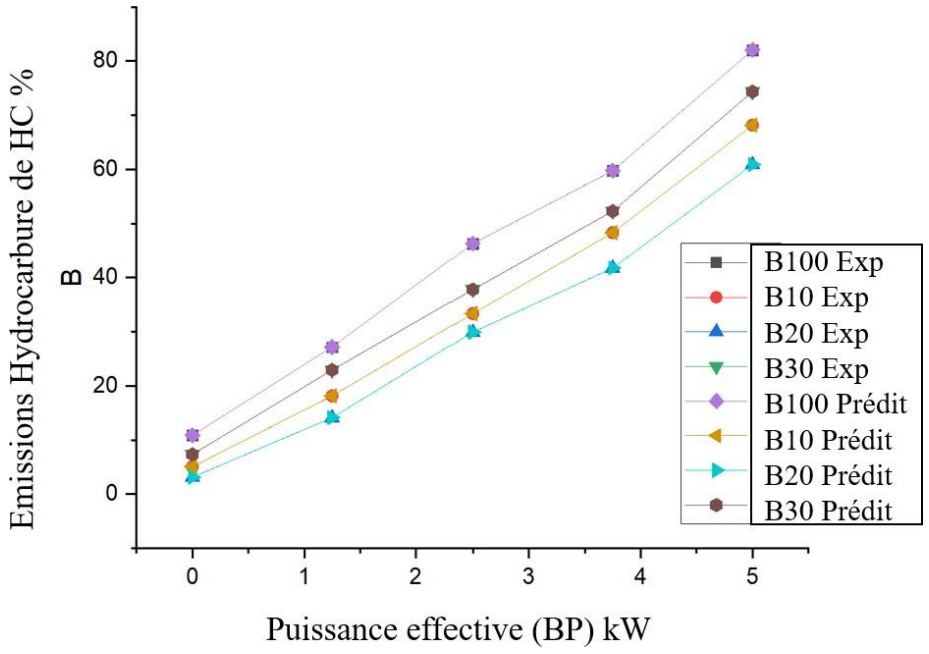


Figure 3.6 : Comparaison entre le rendement effectif (BTE) produit expérimentalement et prédit par le modèle RNA.


Emissions Monoxyde de Carbone CO %
0,20
0,15
0,10
0,05
0,00
0
1
2
3
4
5
Puissance effective (BP) kW
B100 Exp
B10 Exp
B20 Exp
B30 Exp
B100 Prédit
B10 Prédit
B20 Prédit
B30 Prédit


Emissions Hydrocarbure de HC %
B
80
60
40
20
0
0
1
2
3
4
5
Puissance effective (BP) kW
B100 Exp
B10 Exp
B20 Exp
B30 Exp
B100 Prédit
B10 Prédit
B20 Prédit
B30 Prédit

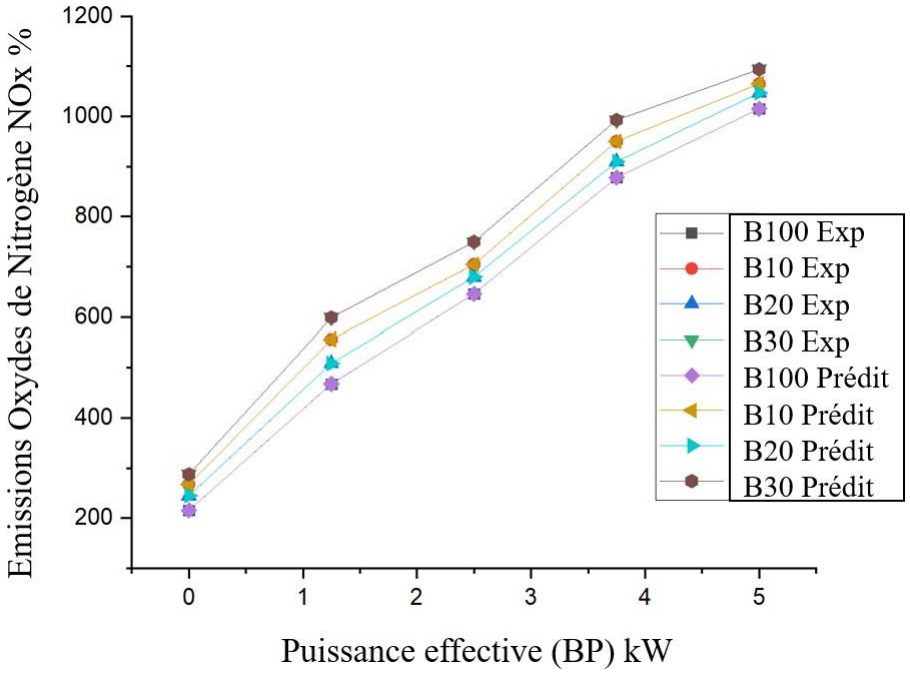


Figure 3.7 : Comparaison entre les émissions (CO, HC, NOx) produites expérimentalement et prédites par le modèle RNA.

3.4. Conclusion :

Les résultats des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels révèlent que cette approche est robuste avec une capacité prédictive élevée pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et les émissions (CO, HC, NOx) d'un moteur diesel alimenté par un mélange de diesel-biodiesel extrait des noyaux d'abricot, en raison de sa vitesse et de sa capacité d'apprentissage.

Conclusion générale

Conclusion générale

En raison de la diminution des réserves de pétrole et des conséquences environnementales néfastes des gaz d'échappement du diesel pétrolier, le biodiesel a attiré l'attention en tant que carburant renouvelable et respectueux de l'environnement. Les performances d'un moteur à allumage par compression pour diverses proportions de mélanges diesel-biodiesel, et à différentes puissances sont souhaitées par les fabricants de moteurs. Tester le moteur dans toutes les conditions de fonctionnement et cas de carburant possibles prend du temps et coûte cher, et la nature des processus impliqués dans le fonctionnement du moteur est complexe. Pour faire face à cette complexité, la modélisation mathématique est devenue un outil incontournable.

Dans ce contexte, des modèles basés sur l'approche des réseaux de neurones artificiels, ont été proposés, pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et des émissions (CO, HC, NOx) d'un moteur diesel alimenté par un mélange diesel-biodiesel extrait des noyaux d'abricot.

Les résultats ont montré une très bonne corrélation entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites. L'analyse de performance a montré que la précision des modèles est très élevée. L'ensemble de données a présenté une valeur de R^2 maximales de 0,99944 pour la prédiction du rendement effectif (BTE), et une valeur de R^2 DE 0,99949 pour la prédiction des émissions (CO, HC, NOx). Les valeurs de R^2 indiquent que 99,94 % de la variation totale a été identifiée et expliquée par les modèles RNA, et correspond aux données expérimentales. La proximité des valeurs R^2 à 1 désignent l'efficacité et la précision de prédiction élevée des modèles développés. Il reflète que ces modèles donnent des performances adaptées et adéquates. Ces résultats révèlent que l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels est robuste avec une capacité prédictive élevée pour la prédiction du rendement effectif (BTE) et les émissions (CO, HC, NOx) d'un moteur diesel alimenté par un mélange de diesel-biodiesel extrait des noyaux d'abricot, en raison de sa vitesse et de sa capacité d'apprentissage.

En perspective, on propose d'inclure plus de paramètres de fonctionnement et des caractéristiques d'émission dans nos modèles, et de de les optimiser en combinant les réseaux de neurones artificiels avec l'algorithme génétique, pour déterminer la combinaison optimale des paramètres de fonctionnement, le rapport du mélange diesel-biodiesel optimal, pour moins d'émissions polluantes et un meilleur rendement du moteur diesel

Références

[1] Guibet, J. C. (1997). *Carburants et moteurs. Tome 1* (Vol. 1). Editions Technip.

[2] file:///C:/Users/Altea/Downloads/Cours_Lounici.pdf

[3] Duysinx, P. MOTEURS A COMBUSTION INTERNE.

[4] Haupais, A. (1992). *Combustion dans les moteurs Diesel*. Ed. Techniques Ingénieur.

[5] Mollenhauer, K., & Tschöke, H. (Eds.). (2010). *Handbook of diesel engines* (Vol. 1). Berlin : Springer.

[6] Gupta, H. N. (2012). *Fundamentals of internal combustion engines*. PHI Learning Pvt. Ltd.

[7] H. Ibrahim, A. Ilinca, and J. Perron, "Moteur diesel suralimenté : bases et calculs, cycles réel, théorique et thermodynamique : rapport interne," 2006.

[8] M. Desbazeille, "Diagnostic de groupes électrogènes diesel par analyse de la vitesse de rotation du vilebrequin," Laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels, Université Jean Monnet-Saint-Etienne, 2010.

[9] W. Fourmental and L. Nadalon, "Le moteur VCRI de MCE-5 une compression intelligente " 2012.

[10] Younes, R., & Champoussin, J. C. (1994). Le Turbocompresseur à Géométrie Variable, un Moyen de Réduire la Pollution. In J. SFT.

[11] Paul, D. (1995). Automobiles and pollution. Warrendale PA. USA : SAE : Inc.

[12] Site internet selection.readersdigest.ca, mai 2017

[13] https://youmatter.world/fr/definition/biocarburants-agrocarburants-definition-fabrication-avantages-et-inconvenients.

[14] Revue des Energies Renouvelables ICRESD-07 Tlemcen (2007) 295 – 299 https://www.cder.dz/download/ICRESD07_42.pdf.

[15] *Ventes d'huiles végétales hydratées non comprises Source : Ufop, VDB, BAFA, BMF, FNR (April 2014) © FNR 2014

[16] J. Van Gerpen, J. Shanks, B., Pruszko, D. Rudy, et al. «Biodiesel production technology», National renewable energy laboratory, vol. 1617, 2004, 80401-3393.

[17] Daniel Ballerini, Nathalie Alazard-Toux, Les biocarburants, Etat des lieux, Perspectives et enjeux du développement. IFP Publications. Editions Technip, Paris, Jan.2006.

[18] Mahacine Amrani, Producing biodiesel from greases with high fatty acids. Département de génie chimique, Faculté des Sciences et Techniques, Maroc. Physics, Chemistry and Technology Vol.5, n°1, 2007, pp. 61-67.

[19] D.Darnoko, Munir Cheryan, Kinetics of palm oil transestérification in a batch reactor. Journal of the American Oil Chemists Society, Vol. 77, n°12: 1263-1267, 2000.

[20] AyhanDemirbas.«Biofuels,Securing the Planet's Future Energy Needs».Springer.2009.

[21] Amish P. Vyas, Jaswant L. Verma, N. Subrahmanyam. «A review on FAME production processes». Fuel 89 1–9.2010.

[22] Knothe, G., Sharp, C.A., Ryan, T.W., 2006. Exhaust emissions of biodiesel, petrodiesel, neat methyl esters, and alkanes in a new technology engine. Energy and Fuels 20, 403–408.

[23] D. Ballerini, N. Alazard-Toux, O. Appert, Les biocarburants, état des lieux, perspectives et enjeux du développement, IFP Publications, 2006.

[24] A. Schwab, M. Bagby, B. Freedman, Preparation and properties of Diesel fuels from vegetable oils, Fuel, Vol. 66, n° 10, 1987.

[25] B. Freedman, E. Pryde, T. Mounts, Variables affecting the yields of fatty esters from transesterified vegetable oils, Journal of the American Oil Chemists Society, Vol. 61, n° 10, 1984.

[26] Mémoire : Master physique énergétique et énergie renouvelable Présenté par : BENDIAF hadjer (Développement d'un système de production du Biodiesel à partir d'Huile utilisée).

[27] Ballerini D, Alazard-toux N (2006). Les Biocarburants, Etats de lieux, Perspectives et enjeux du développement. Institut Français du Pétrole (IFP), France, 348p.

[28] Rapport de la société ENERS Ennery concept (2008).Production mondial de biodiesel 2017.

[29] Bertrand P (2007). Huile végétale un vrai biocarburant, Editeur Mens, 120p.

[30] Amrani M (2007). Simulation du procédé de fabrication du biodiesel à partir des graisses jaunes. Revue des Energies Renouvelables ICRESD- 07, p295.

[31] Vasile R (2011). Utilisation du biocarburant. Avantages et limites, ICEMENERG - Bucarest, Roumanie.

[32] Refaat AA, Attia NK, Sibak HA, El Sheltawy ST, Eldiwani GI (2008). Production optimization and assessment quality biodiesel from waste vegetable oil. Int. J. Environ. Science and Technology, 5(1), p75-82.

[33] S. Yessaadi, Un modèle basé Template Matching/ Réseau de Neurones pour la Reconnaissance des visages, thèse de magistère, 2006.

[34] G. Dreyfus, J-M. Martinez, M. Samuelides et M.B. Gordon, Réseaux de Neurones Méthodologies et Application, S. Thiria, L Herault (Eds.), Groupe Eyrolles, 2004.

[35] J.A. Freeman et D.M. Shapriua, Neural Networks: algorithms, Application and Programming Techniques, Book, Addison Wesley Publishing Company, INC, 1991.

[36]P.K. Simpson. « Artificial Neural Systems », Pergmon Press Elmsford, New York, 1989.

[37]G. A. Harrison, J. M. Tanner. « Human biology: An Introduction to human evolution » Oxford science publication, 1998.

[38] Xin Yao, "Evolving Artificial Neural Networks", Proceeding of IEEE, 87(9), pp 1423-1447, 1999.

[39] A. CORNUÉJOLS, L. MICLET "Apprentissage artificiel, Concepts et algorithmes", édition Eyrolles, 2002.

[40] : M. Parizeau. « Réseaux de neurones », GIF-21140 et GIF-64326, Université Laval, Automne 2004.

[41]Nacima OUKACINE : "Utilisation des réseaux de neurones pour la reconstitution dedéfauts enévaluation non destructive". Mémoire de Magister. Université Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou, 2012.

[42]Anthony, M., Bartlett, P.L., 2009. Neural network learning: Theoretical foundations. cambridge university press.

[43] L.P.J. Veelenturf, Analysis and Applications of Artificial Neural Networks, Book PrnticeHall, Edition, 1995.

[44] Z. Szlávik, T. Szirányi, Face Identification with CNN-UM, 2003.

[45] Yu, H., Xie, T., Paszczyñski, S., Wilamowski, B.M., 2011. Advantages of radial basis function networks for dynamic system design. IEEE Trans. Ind. Electron. 58, 5438–5450. https://doi.org/10.1109/TIE.2011.216477.

[46] Sharif Ahmadian, A., 2016. Theories and Methodologies. Numer. Model. Submerg. Break. M, 59-75. https://doi.org/10.1016/b978-0-12-802413-3.00004-3.

[47] W.S. Sarle,Neural Network sand Statical Models, Proceedings of The Nineteenth Annual SAS Users Group International conference, April1994.

[48] H. Abdi, Précis de Connexionnisme, Intelligence Artificielle et Intelligence Naturelle, Paris : Presse Universitaires de France in J. P Rossi, J. F Le Ny, J. F (Eds.),1993.

[49] L.P.J. Veelenturf, Analysis and Applications of Artificial Neural Networks, Book PrnticeHall, Edition, 1995.

[50] R. A. Jacobs. “Increased rates of convergence through learning rates adaptation,” Neural Networks, vol. 1, pp. 295-350, 1988.

[51] Ghobadian, B., Rahimi, H., Nikbakht, A. M., Najafi, G., & Yusaf, T. F. (2009). Diesel engine performance and exhaust emission analysis using waste cooking biodiesel fuel with an artificial neural network. *Renewable energy*, *34*(4), 976-982.

[52] Ismail, H. M., Ng, H. K., Queck, C. W., & Gan, S. (2012). Artificial neural networks modelling of engine-out responses for a light-duty diesel engine fuelled with biodiesel blends. *Applied energy*, *92*, 769-777.

[53] Ilangkumaran, M., Sakthivel, G., & Nagarajan, G. (2016). Artificial neural network approach to predict the engine performance of fish oil biodiesel with diethyl ether using back propagation algorithm. *International Journal of Ambient Energy*, *37*(5), 446-455.

[54] Sharma, A., Sharma, H., Sahoo, P. K., Tripathi, R. K., & Meher, L. C. (2016). ANN based modeling of performance and emission characteristics of diesel engine fuelled with polanga biodiesel at different injection pressures. *International Energy Journal*, *15*(2).

[55] Rao, K. P., Babu, T. V., Anuradha, G., & Rao, B. A. (2017). IDI diesel engine performance and exhaust emission analysis using biodiesel with an artificial neural network (ANN). *Egyptian Journal of Petroleum*, *26*(3), 593-600.

[56] Kshirsagar, C. M., & Anand, R. (2017). Artificial neural network applied forecast on a parametric study of Calophyllum inophyllum methyl ester-diesel engine out responses. *Applied energy*, *189*, 555-567.

[57] Karthickeyan, V., Balamurugan, P., Rohith, G., & Senthil, R. (2017). Developing of ANN model for prediction of performance and emission characteristics of VCR engine with orange oil biodiesel blends. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, *39*(7), 2877-2888.

[58] Vairamuthu, G., Thangagiri, B., & Sundarapandian, S. (2018). Experimental and artificial neural network based prediction of performance and emission characteristics of DI diesel engine using Calophyllum inophyllum methyl ester at different nozzle opening pressure. *Heat and Mass Transfer*, *54*(1), 99-113.

[59] Subramanian, K., Sathiyagnanam, A. P., Damodharan, D., & Sivashanmugam, N. (2021). Artificial Neural Network based prediction of a direct injected diesel engine performance and emission characteristics powered with biodiesel. *Materials Today: Proceedings*, *43*, 1049-1056.

[60] Gul, M., Shah, A. N., Aziz, U., Husnain, N., Mujtaba, M. A., Kousar, T., ... & Hanif, M. F. (2022). Grey-Taguchi and ANN based optimization of a better performing low-emission diesel engine fueled with biodiesel. *Energy Sources, Part A : Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, *44*(1), 1019-1032.

[61] Ağbulut, Ü., Ayyıldız, M., & Sarıdemir, S. (2020). Prediction of performance, combustion and emission characteristics for a CI engine at varying injection pressures. *Energy*, *197*, 117257.

[62] Ramalingam, K., Kandasamy, A., Balasubramanian, D., Palani, M., Subramanian, T., Varuvel, E. G., & Viswanathan, K. (2020). Forcasting of an ANN model for predicting behaviour of diesel engine energised by a combination of two low viscous biofuels. *Environmental Science and Pollution Research*, *27*(20), 24702-24722.

[63] Karishma, S. M., Dasore, A., Rajak, U., Verma, T. N., Rao, K. P., & Omprakash, B. (2022). Experimental examination of CI engine fueled with various blends of diesel-apricot oil at different engine operating conditions. *Materials Today: Proceedings*, *49*, 307-310.

[64] Sola, J., Sevilla, J., 1997. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems. IEEE Trans. Nucl. Sci. 44, 1464–1468. https://doi.org/10.1109/23.58953