

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté De Technologie

Département De Génie Mécanique

Mémoire de fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme de MASTER

En : Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Energétique

THEME

**Application des réseaux de neurones artificiels pour la
prédiction des paramètres de performances et des
caractéristiques d'émission d'un moteur diesel**

Présenté par :

GUELLAL AYMEN ABDELHADI

HAMZAOUI ABDELLAH

Promotrice :

Dr. MOUGARI NOUR ELISLAM

Promotion 2022 – 2023

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.

*Nous tenons à remercier notre promotrice de mémoire, **Dr. Nour Elislam MOUGARI** pour son accompagnement précieux tout au long de cette étude. Ses conseils éclairés, sa disponibilité et sa grande expertise ont été d'une aide inestimable dans la conduite de nos recherches.*

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

Nous exprimons également notre reconnaissance envers les membres du jury qui ont accepté de consacrer leur temps et leurs compétences pour évaluer notre travail. Leurs remarques pertinentes et leurs suggestions constructives nous ont permis d'améliorer notre mémoire.

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

*Guellal Aymen Abdelhadi
Hamzaoui Abdellah*

Dédicaces

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

*Je souhaite dédier une dédicace extraordinaire à une
personne qui m'est très chère.*

À ma chère mère,

À mon cher père,

*Qui n'ont jamais cessé de me soutenir et de m'épauler pour
que je puisse atteindre mes objectifs.*

À mes chères sœurs.

Et à toute ma famille, petite et grande, proche et lointaine.

*À mon binôme Abdullah, merci pour les moments que nous
avons passés ensemble.*

Aymen

Dédicaces

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

*Je souhaite dédier une dédicace extraordinaire à une
personne qui m'est très chère.*

À ma chère mère,

À mon cher père,

*Qui n'ont jamais cessé de me soutenir et de m'épauler pour
que je puisse atteindre mes objectifs.*

*À mes chères sœurs, en particulier ma petite sœur Sabrina, et
à mon cher frère Mohammed, qui a été comme un deuxième
père pour moi et qui a été la raison de mon succès.*

*À mon binôme Aymen, merci pour les moments que nous
avons passés ensemble.*

Abdellah

Résumé :

En raison de la diminution des réserves de pétrole et des préoccupations environnementales liées aux émissions des moteurs diesel traditionnels, l'utilisation du biodiesel en tant que carburant renouvelable et respectueux de l'environnement a suscité un vif intérêt. Cette recherche présente le développement de modèles basés sur l'approche des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour prédire les paramètres de performance (rendement thermique effectif (BTHE) et consommation spécifique de carburant BSFC) et les caractéristiques des émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée) d'un moteur diesel alimenté par des mélanges de biodiesel animal et végétal. Les données expérimentales ont été recueillies à partir de la littérature, où différents mélanges de biodiesel et de diesel ont été créés en combinant du biodiesel pur avec des proportions variables de diesel. Le rapport de mélange diesel-biodiesel a été considéré comme une variable d'entrée dans les modèles, tandis que la performance et les émissions ont été considérées comme des variables de sortie. Les résultats ont démontré une corrélation très satisfaisante entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites. L'analyse de performance a révélé une précision élevée des modèles. Les résultats ont atteint une valeur maximale de R de 0,99847 pour la prédiction des paramètres de performance (BTHE, BSFC) et une valeur de R² de 0,99128 pour la prédiction des émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée). Ces résultats indiquent que l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels est solide et présente une capacité prédictive élevée pour évaluer les performances (BTHE, BSFC) et les émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée) d'un moteur diesel alimenté par des mélanges de biodiesel animal et végétal, grâce à sa rapidité et à sa capacité d'apprentissage.

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

Abstract:

Due to the depletion of oil reserves and environmental concerns associated with emissions from traditional diesel engines, the use of biodiesel as a renewable and environmentally friendly fuel has attracted significant interest. This research presents the development of models based on artificial neural networks (ANN) approach to predict the performance (the brake thermal efficiency BTHE, the brake specific fuel consumption BSFC) and emission characteristics (CO, CO₂, HC, NO_x, and smoke) of a diesel engine fueled by blends of animal and vegetable biodiesel. Experimental data were collected from the literature, where different biodiesel-diesel blends were created by combining pure biodiesel with varying proportions of diesel. The diesel-biodiesel blend ratio was considered as an input parameter in the models, while performance and emissions were considered as output parameters. The results demonstrated a strong correlation between experimental and predicted values. Performance analysis revealed high model accuracy, with a maximum R² value of 0.99847 for performance prediction (brake thermal efficiency, specific fuel consumption) and an R² value of 0.99128 for emissions prediction (CO, CO₂, HC, NO_x, smoke). These results indicate that the ANN-based approach is robust and exhibits high predictive capability in assessing the performance (the brake thermal efficiency BTHE, the brake specific fuel consumption BSFC) and emissions (CO, CO₂, HC, NO_x and smoke) of a diesel engine fueled by blends of animal and vegetable biodiesel, owing to its speed and learning capacity.

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

الملخص:

نظرًا لتضاؤل احتياطات النفط والمخاوف البيئية المتعلقة بالانبعاثات من محركات الديزل التقليدية، فقد جذب استخدام وقود الديزل الحيوي كوقود متجدد وصادق للبيئة اهتمامًا كبيرًا. يقدم هذا البحث تطوير النماذج القائمة على نهج الشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمعلمات الأداء (الكفاءة الحرارية الفعالة (BTHE) واستهلاك الوقود المحدد (BSFC) وخصائص الانبعاثات (CO، CO₂، HC، NO_x، الدخان) من محرك ديزل مدعوم بمزيج من وقود الديزل الحيوي الحيواني والنباتي. تم جمع البيانات التجريبية من الأدبيات، حيث تم إنشاء توليفات مختلفة من وقود الديزل الحيوي والديزل من خلال الجمع بين وقود الديزل الحيوي النقي بنسب مختلفة من الديزل. تم اعتبار نسبة خليط الديزل والديزل الحيوي كمتغير مدخلات في النماذج، بينما تم اعتبار الأداء والانبعاثات كمتغيرات إخراج. أظهرت النتائج وجود علاقة مرضية للغاية بين القيم التجريبية والقيم المتوقعة. كشف تحليل الأداء عن دقة نموذج عالية. وصلت النتائج إلى قيمة R قصوى تبلغ 0.99847 لتنبؤ معاملات الأداء (BSFC، BTHE) وقيمة R² بقيمة 0.99128 للتنبؤ بالانبعاثات (CO، CO₂، HC، NO_x، الدخان). تشير هذه النتائج إلى أن النهج القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية قوي ولديه قدرة تنبؤية عالية لتقييم الأداء (BTHE، BSFC) والانبعاثات (CO، CO₂، HC، NO_x، الدخان) لمحرك ديزل. وقود الديزل الحيوي الحيواني والنباتي، وذلك بفضل سرعته وقدرته على التعلم.

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

Sommaire

NOMENCLATURE

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale

Introduction générale :1

Chapitre 1 : Les moteurs diesel et le biodiesel

1.1. Introduction :4

1.2. Moteurs diesel :4

1.2.1. Les éléments principaux d'un moteur diesel :5

1.2.1.1. Bloc-cylindres :.....5

1.2.1.2. Cylindre :.....6

1.2.1.3. Piston :.....6

1.2.1.4. Vilebrequin :7

1.2.1.5. Injecteurs :7

1.2.1.6. Système d'alimentation en carburant :.....8

1.2.1.7. Système de refroidissement :8

1.2.1.8. Système de lubrification :.....8

1.2.2. Principe de fonctionnement :.....8

1.2.3. Types de moteur Diesel :.....9

1.2.3.1. Moteurs à injection directe :.....9

1.2.3.2. Moteurs à injection indirecte :.....10

1.2.4. Paramètres de performance d'un moteur diesel :.....11

1.2.4.1. Rendement thermique (Brake thermal efficiency BTE) :.....11

1.2.4.2. Consommation d'énergie spécifique :.....11

1.2.4.3. Consommation de carburant spécifique :.....11

1.2.4.4. Le débit massique de carburant :12

1.2.4.5. Rapport air/carburant :.....12

1.2.4.6. Puissance effective au litre de cylindrée :.....13

1.2.4.7. Puissance massique ou volumique :.....13

1.2.5. Emissions polluantes :.....13

1.2.6. Avantages et Inconvénients de moteur diesel :14

1.2.6.1. Avantage :14

1.2.6.2. Inconvénients :15

1.3. Biodiesel :	15
1.3.1. Définition :	15
1.3.2. Production de biodiesel :	16
1.3.3. Biodiesel dans le monde et en Algérie :	17
1.3.4. Utilisation du biodiesel dans les moteurs diesel :	18
1.3.5. Avantages et inconvénients de l'utilisation de biodiesel :	18
1.3.5.1. Avantage :	18
1.3.5.2. Inconvénients :	19
1.4. Conclusion :	20
<i>Chapitre 2 : Réseaux de neurones artificiels</i>	
2.1. Introduction :	22
2.2. Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	22
2.2.1. Définition et historique :	22
2.2.2. Neurone biologique :	25
2.2.3. Neurone artificiel :	25
2.2.4. Fonction d'activation :	26
2.2.5. Architecture de réseau de neurones artificiels :	28
2.2.5.1. Réseaux Feed forward :	28
2.2.5.2. Réseaux récurrents :	31
2.2.6. Apprentissage :	31
2.2.6.1. Type d'apprentissage :	32
2.3. Application des réseaux de neurones artificiels (RNA) :	33
2.4. Les avantages et les inconvénients Les réseaux de neurones :	35
2.5. Conclusion :	36
<i>Chapitre 3 : Modélisation et résultats et discussion</i>	
3.1. Introduction :	38
3.2. Matériel et méthodes :	38
3.2.1. Collecte des données :	38
3.2.2. Normalisation des données :	39
3.2.3. Développement des modèles prédictifs :	39
3.2.4. Analyses statistiques :	40
3.3. Résultats et discussion :	41
3.3.1. Architecture des modèles développés :	41

3.3.2. Résultats de la prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission :	44
3.4. Conclusion :	52
<i>Conclusion générale</i>	53
Conclusion générale :	54
<i>Références</i>	55
<i>Référence :</i>	56

NOMENCLATURE

Lettres	Significations
NO_x	Oxydes d'azote
HC	Hydrocarbure non brûlés
CO	monoxyde de carbone
CO₂	Dioxyde de carbone
H₂O	eau
COV	composés organiques volatils
IA	Intelligence artificielle
RNA	Réseaux de neurones artificiels
MLP	Multi Layer Perceptron
RBF	Radial Basis Function
AFBD	Biodiesel obtenu à partir de graisses animales
VEBD	Biodiesel végétal
BTHE	Rendement effectif
BSFC	Consommation spécifique de carburant des freins
MSE	Mean Square Error
R	Coefficient de corrélation linéaire

Liste des figures

Figure 1.1 : Moteur diesel.....	5
Figure 1.2 : Bloc-cylindres d'un moteur diesel.....	6
Figure 1.3 : Cylindres d'un moteur diesel.....	6
Figure 1.4 : Piston d'un moteur diesel.....	7
Figure 1.5 : Vilebrequin d'un moteur diesel.....	7
Figure 1.6 : Injecteur d'un moteur diesel.....	7
Figure 1.7 : Les quatre de temps du moteur Diesel.....	9
Figure 1.8 : Système d'injection directe.....	10
Figure 1.9 : Système d'injection indirecte.....	10
Figure 1.10 : Emissions d'un moteur diesel.....	14
Figure 2.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain...	23
Figure 2.2 : Neurone biologique.....	25
Figure 2.3: Le neurone artificiel.....	26
Figure 2.4: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.....	26
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 de la performance (BTHE ; BSFC).....	43
Figure 3.2 : Architecture du modèle RNA pour la prédiction des émissions (CO ; CO ₂ ; HC ; NO _x ; Smoke).....	44
Figure 3.3: Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : prédiction de la performance (BTHE ; BSFC).....	45
Figure 3.4 : Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : Prédiction des émissions (CO ; CO ₂ ; HC ; NO _x ; Smoke).....	45
Figure 3.5: Graphiques de régression du RNA pour la prédiction de la performance (BTHE ; BSFC).....	46
Figure 3.6 : Graphiques de régression du RNA pour la prédiction des émissions (CO ; CO ₂ ; HC ; NO _x ; Fumée).....	47
Figure 3.7 : Comparaison entre les performances (BTHE ; BSFC) produites expérimentalement et produites par le modèle RNA.....	49
Figure 3.8 : Comparaison entre les émissions (CO ; CO ₂ ; HC ; NO _x ; Fumée) produites expérimentalement et produites par le modèle RNA.....	50 ; 51 ; 52

Liste des tableaux

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 RAN.....	33 ; 34 ; 35
Tableau 3.1 : Résultats des essais pour le premier modèle.....	41
Tableau 3.2 : Résultats des essais pour le deuxième modèle.....	42
Tableau 3.3 : Paramètres détaillés des architectures des deux modèles.....	43
Tableau 3.4 : Valeurs de R pour la prédiction des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO ₂ ; HC ; NO _x ; Fumée).....	48

Introduction générale

Introduction générale :

Les moteurs diesel jouent un rôle essentiel dans de nombreux secteurs industriels, mais l'amélioration de leurs performances et la réduction de leurs émissions représentent un défi majeur.

Dans ce contexte, la recherche d'alternatives carburants devient une préoccupation majeure à l'échelle planétaire. Le biodiesel apparaît comme un biocarburant potentiel et prometteur pour la stratégie de réduction des émissions toxiques et d'amélioration des performances des moteurs.

Le biodiesel pourrait être dérivé à partir d'huiles animales ou végétales et utilisé comme biocarburant pur ou comme composant de mélange pour le chauffage et les carburants diesel alternatifs. La durabilité et l'efficacité d'un carburant alternatif dépendent de sa disponibilité et de ses caractéristiques physico-chimiques favorables. Le biodiesel est un carburant oxygéné et contient en moyenne 10 à 12 % d'oxygène en poids dans ses molécules et a donc une densité énergétique et un pouvoir calorifique réduits par rapport au diesel fossile. En raison des diverses matières premières recherchées pour la production de biodiesel et d'une gamme plus large de variation de leurs propriétés physicochimiques, il devient impératif de mener des travaux expérimentaux exhaustifs et des investigations paramétriques pour exploiter efficacement les carburants biodiesel. Cependant, cette tâche est si fastidieuse et chronophage. Compte tenu également des normes d'émission strictes actuelles, les conditions de fonctionnement du moteur garantissent des paramètres optimisés pour le fonctionnement efficace des différents carburants. Par conséquent, l'utilisation d'outils de modélisation est indispensable, qui peuvent être exécutés par différentes méthodes. Cependant, en raison de la complexité du processus d'injection et de combustion du diesel, la majorité des modèles prennent du temps et nécessitent plusieurs entrées et problèmes de prétraitement. En conséquence, des techniques d'intelligence artificielle (IA) entraînées par les données expérimentales peuvent être utilisées pour modéliser et prédire les caractéristiques de performance, de combustion et d'émission des moteurs.

L'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) émerge comme une méthode d'IA prometteuse pour prédire les paramètres de performances et les caractéristiques d'émission de ces moteurs.

Les RNA sont des modèles computationnels inspirés par le fonctionnement du cerveau humain, capables d'apprendre à partir de données et de généraliser des connaissances pour effectuer des prédictions complexes.

L'objectif de ce mémoire est d'explorer l'application des réseaux de neurones artificiels pour développer des modèles robuste permettant de prédire les paramètres de performances, tels que le rendement thermique et la consommation spécifique de carburant, ainsi que les caractéristiques d'émission, telles que les émissions de CO₂, CO, HC et NO_x, d'un moteur diesel en utilisant une base de donnée collectée de la littérature. La puissance moteur, le pourcentage du diesel pure et mélangé avec du biodiesel animal et végétal sont pris en considération comme paramètres d'entrées des modèles.

Les résultats de cette étude peuvent contribuer à l'amélioration de la conception des moteurs diesel en fournissant des informations précises sur les performances et les émissions. Cela pourrait conduire à des moteurs plus efficaces, moins polluants et plus respectueux de l'environnement.

Le présent travail est réparti en trois chapitres :

Chapitre 1 : ce chapitre présente un aperçu sur les moteurs diesel et le biodiesel. Les composants du moteur diesel, et son principe de fonctionnement sont abordées en premier lieu. Par la suite, la production de biodiesel et son utilisation dans les moteurs diesel sont examinées.

Chapitre 2 : ce chapitre vise à donner un aperçu des techniques d'intelligence artificielle qui sont utilisé dans ce travail. Une description des réseaux de neurones artificielle, y compris leur concept de base. A la fin du chapitre, un aperçu des travaux les plus importants relatifs à l'application des techniques d'intelligence artificielle pour la prédiction des paramètres de fonctionnement et des caractéristiques d'émission des moteurs diesel est présenté.

Chapitre 3 : ce chapitre présente les étapes suivies pour le développement des modèles basé sur les réseaux de neurones pour la prédiction des paramètres de fonctionnement et des caractéristiques d'émission d'un moteur diesel alimenté par des mélanges de biodiesel animal et végétal est présenté, ainsi que les résultats et discussion.

Chapitre 1
Les moteurs diesel et le biodiesel

1.1. Introduction :

Le moteur diesel est largement utilisé principalement en raison de sa grande fiabilité et de son efficacité. L'utilisation du biodiesel comme carburant alternatif dans les moteurs diesel attire une attention considérable en raison de ses propriétés chimiques proches du diesel et afin de réduire les émissions polluantes issues des carburants fossiles.

La première partie de ce chapitre est dédiée pour les moteurs Diesel, leur principe de fonctionnement et leurs avantages et inconvénients. La deuxième partie est consacrée pour le biodiesel, y compris ses propriétés, sa production dans le monde et en Algérie en particulier, et son utilisation pour faire fonctionner les moteurs diesel.

1.2. Moteurs diesel :

Le moteur "Diesel" (voir figure 1.1) est un moteur alternatif à combustion interne dans lequel l'allumage du mélange s'effectue par simple compression. Les diesels sont appelés moteurs à autoallumage, par opposition aux moteurs à essence, appelés moteurs à allumage commandé. Dans un premier temps, l'air porté à une pression très élevée s'échauffe : lorsque la température dans la chambre de combustion est suffisante, le combustible est injecté en fines particules qui s'enflamment spontanément au contact de l'air. Les moteurs Diesel, qui ont un rendement thermique plus élevé que les moteurs à essence, sont préférés pour les unités de forte puissance (plus de 3 000 ch.) : c'est pourquoi ils sont utilisés pour la propulsion des navires. Par rapport aux groupes à essence, ces gros moteurs permettent une réduction du tiers de la consommation [1].

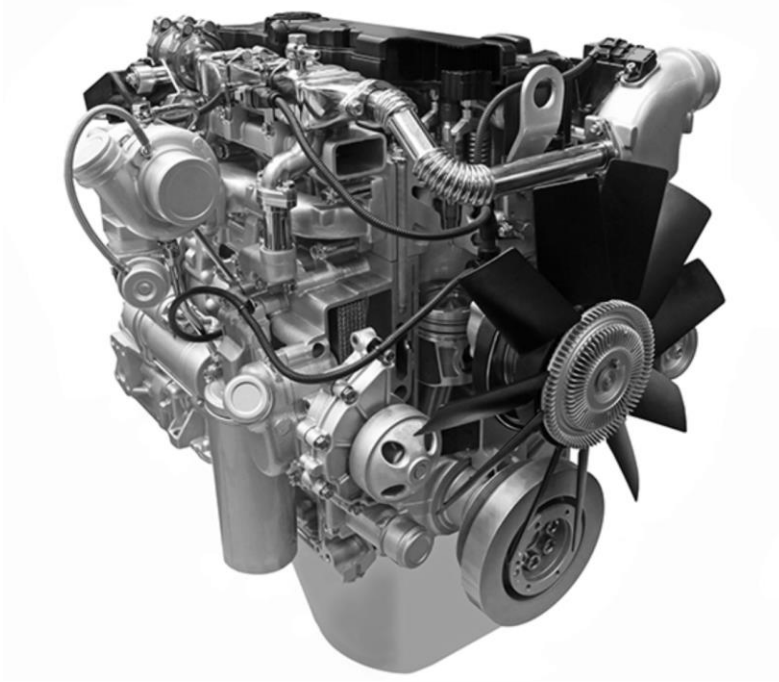


Figure 1.1 : Moteur diesel.

1.2.1. Les éléments principaux d'un moteur diesel :

Les organes principaux d'un moteur Diesel remplissent des fonctions similaires à ceux d'un moteur à essence. Cependant, les moteurs Diesel nécessitent des pièces plus résistantes en raison d'un taux de compression nettement plus élevé, ce qui entraîne des contraintes mécaniques beaucoup plus importantes. Les parois d'un moteur Diesel sont généralement plus épaisses et comportent plus de nervures et de renforts pour mieux résister aux contraintes mécaniques et thermiques. Les pistons, les bielles et le vilebrequin doivent également être plus résistants que ceux d'un moteur à essence. De plus, la conception de la culasse doit être spéciale en raison de la présence d'injecteurs de gasoil et de la forme particulière des chambres de précombustion et de combustion [1].

1.2.1.1. Bloc-cylindres :

Le bloc-cylindres est la partie centrale du moteur diesel qui contient les cylindres dans lesquels le carburant est brûlé. Il est généralement en fonte ou en aluminium comme présenté dans la figure 1.2.



Figure 1.2 : Bloc-cylindres d'un moteur diesel.

1.2.1.2. Cylindre :

Les cylindres (figure 1.3) sont les pièces qui contiennent le piston, le carburant et l'air. Les moteurs diesel ont généralement moins de cylindres que les moteurs à essence, mais les cylindres sont plus grands pour permettre une plus grande combustion.



Figure 1.3 : Cylindres d'un moteur diesel.

1.2.1.3. Piston :

Le piston est une pièce qui se déplace dans le cylindre en créant une pression qui pousse le vilebrequin. Le piston est souvent en alliage d'aluminium ou d'acier (figure 1.4).



Figure 1.4 : Piston d'un moteur diesel.

1.2.1.4. Vilebrequin :

Le vilebrequin est l'élément qui convertit l'énergie linéaire des pistons en énergie rotative qui peut être utilisée pour entraîner les roues ou d'autres équipements. Il est souvent en acier (figure 1.5).



Figure 1.5 : Vilebrequin d'un moteur diesel.

1.2.1.5. Injecteurs :

Les injecteurs (figure 1.6) sont les pièces qui introduisent le carburant dans les cylindres pour la combustion. Les injecteurs diesel sont souvent plus complexes que les injecteurs à essence, car ils doivent pulvériser le carburant à haute pression pour assurer une combustion optimale.



Figure 1.6 : Injecteur d'un moteur diesel.

1.2.1.6. Système d'alimentation en carburant :

Le système d'alimentation en carburant est responsable de l'acheminement du carburant depuis le réservoir jusqu'aux injecteurs. Ce système comprend souvent une pompe à carburant, des filtres à carburant et des conduites de carburant.

1.2.1.7. Système de refroidissement :

Le système de refroidissement est essentiel pour évacuer la chaleur produite par la combustion et maintenir une température de fonctionnement optimale pour le moteur. Ce système comprend souvent un radiateur, une pompe à eau et des conduites de refroidissement.

1.2.1.8. Système de lubrification :

Le système de lubrification est responsable de la lubrification des pièces mobiles du moteur, comme le vilebrequin et les pistons. Ce système comprend souvent une pompe à huile, un filtre à huile et des conduites de lubrification.

1.2.2. Principe de fonctionnement :

Les moteurs diesel fonctionnent selon un cycle thermodynamique à combustion interne appelé cycle de Diesel. Ce cycle se compose de quatre temps : l'admission, la compression, la combustion et l'échappement (voir figure 1.7).

- a. **1^{er} temps** : Lors du premier temps, l'admission, l'air est aspiré dans le cylindre du moteur diesel. Ce processus est différent de celui des moteurs à essence, où un mélange air-carburant est aspiré. Dans les moteurs diesel, l'air est aspiré seul et comprimé.
- b. **2^{ème} temps** : Le deuxième temps est la compression, où l'air est comprimé dans le cylindre du moteur diesel. Cette compression élève la température de l'air à un niveau élevé, jusqu'à ce qu'il atteigne la température d'auto-inflammation du carburant diesel.
- c. **3^{ème} temps** : Le troisième temps est la combustion. Lorsque le carburant diesel est injecté dans l'air comprimé, il s'enflamme spontanément, sans l'aide d'une bougie d'allumage. Cette combustion crée une expansion soudaine des gaz, qui pousse le piston du moteur vers le bas.
- d. **4^{ème} temps** : Le quatrième et dernier temps est l'échappement. Les gaz brûlés sont évacués du cylindre du moteur diesel et expulsés par la soupape d'échappement.

Ces principes de base des moteurs diesel ont été développés par Rudolf Diesel en 1892. Sa conception originale de moteur diesel a été améliorée au fil des ans, mais les principes de base restent les mêmes.

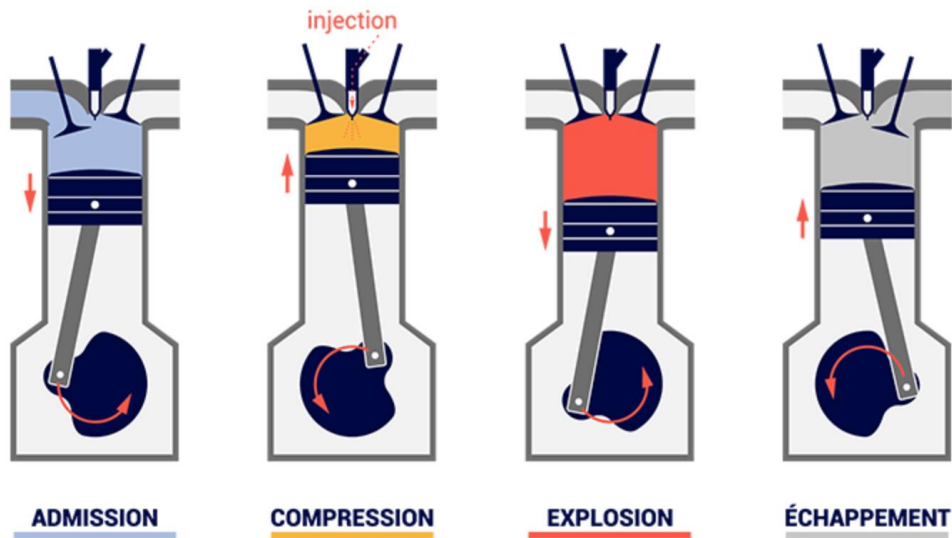


Figure 1.7 : Les quatre temps du moteur Diesel.

1.2.3. Types de moteur Diesel :

Il existe plusieurs types de moteurs diesel, chacun ayant ses propres avantages et inconvénients en termes d'efficacité énergétique, de puissance, de coûts et d'émissions. Selon le mode d'injection, on distingue deux types de moteur diesel : moteur à injection directe, et moteur à injection indirecte.

1.2.3.1. Moteurs à injection directe :

Dans ce type de moteur, l'injecteur à trous débouche directement dans la chambre de combustion (voir figure 1.8). L'une de ces particularités est sa pression d'injection très élevée. Le moteur à injection directe s'impose pour son rendement supérieur à ceux des moteurs à injection indirecte.

Les problèmes liés à l'injection directe sont de deux ordres : bruits de combustion et émission d'oxyde d'azote (NOx).

L'apparition de la régulation électronique dans les systèmes d'injection a permis de stabiliser et d'affiner les réglages de base, tant au niveau du moment d'injection que du débit de combustible.

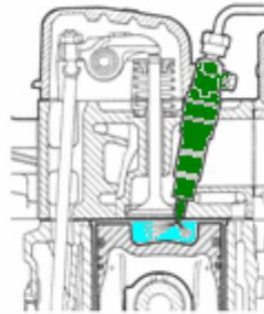


Figure 1.8 : Système d'injection directe.

1.2.3.2. Moteurs à injection indirecte :

L'injection se fait dans une petite chambre séparée (préchambre de combustion) (voir figure 1.9) qui donne sur le cylindre, et non pas dans le conduit d'admission. En gros, cette méthode permet d'améliorer la combustion du diesel malgré l'emploi d'une injection basse pression. Lors de la compression, l'air admis va être envoyé vers cette préchambre sous pression pour se mélanger au carburant vaporisé qui va alors commencer à s'enflammer. Les turbulences provoquées par l'aérodynamisme de la préchambre permettent d'améliorer la combustion.

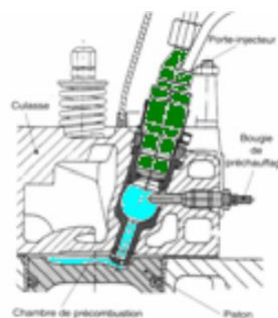


Figure 1.9 : Système d'injection indirecte.

1.2.4. Paramètres de performance d'un moteur diesel :

1.2.4.1. Rendement thermique (Brake thermal efficiency BTE) :

Le rendement thermique est le type d'efficacité thermique du moteur qui est le rapport de la puissance de freinage au vilebrequin du moteur à la puissance générée par la combustion du carburant. Il montre la quantité de puissance prélevée par le vilebrequin du moteur sur la puissance totale générée par la combustion du carburant.

La chaleur est une mesure de l'efficacité énergétique des moteurs à combustion interne, et le rendement thermique fait également référence à la génération de chaleur. La consommation de carburant et les émissions de gaz à effet de serre sont toutes deux en mesure de voir des réductions significatives lorsque le rendement thermique est augmenté.

Selon des recherches menées par les motoristes, le rendement thermique moyen des moteurs à essence se situe entre 30 et 60 %, tandis que la performance moyenne des moteurs diesel est de 35 à 40 %.

L'équation du rendement thermique (BTE) d'un moteur diesel est la suivante :

$$\text{BTE} = \frac{W_{\text{net}}}{Q_{\text{in}}} \times 100\% \quad (1.1)$$

Où :

- W_{net} : est la puissance nette produite par le moteur
- Q_{in} : est la chaleur fournie au moteur

1.2.4.2. Consommation d'énergie spécifique :

La consommation d'énergie spécifique (Brake specific energy consumption BSEC) est le rapport entre l'énergie obtenue en brûlant du carburant pendant une heure et l'énergie réelle ou la puissance de freinage obtenue au niveau des roues. Il est sans dimension. Il est révélateur de l'efficacité avec laquelle l'énergie obtenue à partir du carburant atteint les roues.

1.2.4.3. Consommation de carburant spécifique :

La consommation de carburant spécifique (Brake specific fuel consumption BSFC) est une mesure de l'efficacité énergétique de tout moteur principal qui brûle du carburant et produit une puissance de rotation ou d'arbre. Il est généralement utilisé pour comparer l'efficacité des moteurs à combustion interne avec une sortie d'arbre.

C'est le taux de consommation de carburant divisé par la puissance produite. Cela peut également être considéré comme une consommation de carburant spécifique à la puissance, pour cette raison. BSFC permet de comparer directement le rendement énergétique de différents moteurs.

Pour calculer la consommation de carburant spécifique, on utilise l'équation 1.1 suivante :

$$BSFC = \frac{r}{P} \quad (1.2)$$

r : est le débit de consommation de carburant en grammes par seconde (g/s).

P : est la puissance produite en watts.

Les unités résultantes de BSFC sont les grammes par joule (g/J). Généralement, le BSFC est exprimé en unités de grammes par kilowattheure (g/ (kWh)).

1.2.4.4. Le débit massique de carburant :

Le débit massique de carburant (Fuel mass flow rate) est lié au débit d'air total du moteur par le rapport carburant/air. Il est exprimé en kg/h.

Le débit d'air du moteur est normalement défini par les conditions dans la tuyère. La valeur du rapport carburant/air peut être utilisée pour déterminer la consommation de carburant spécifique du moteur.

Il semblerait possible de rendre le rapport de température aussi grand que souhaitable en augmentant simplement le débit de carburant (et le rapport carburant/air). Cependant, les détails du processus de combustion fixent certaines limites sur les valeurs du rapport carburant/air. Et en fonctionnement moteur, il existe une température maximale de sortie du brûleur qui est déterminée par les limites des matériaux. Si on essaye de faire tourner le moteur plus chaud que cette température maximale, le brûleur et la turbine seront endommagés.

1.2.4.5. Rapport air/carburant :

Le rapport air/carburant (A/F) est le rapport de la masse d'air à la masse de carburant. Pour le processus de combustion, certaines quantités d'air et de carburant doivent être fournies dans la chambre de combustion. Pour une combustion complète, tout le carburant doit être brûlé, donc dans les gaz d'échappement, il n'y a pas de carburant non brûlé. Le rapport A/F est

inversement proportionnel à la puissance. Le rapport A/F diminue avec l'augmentation de la puissance. Cela est dû au fait que la teneur en carburant au stade initial est maximale, de sorte que la chaleur générée sera également maximale. Lorsque le moteur tourne pendant une longue période, la teneur en carburant commence à diminuer, ce qui réduit également la puissance de sortie. Une diminution du rapport A/F peut entraîner des problèmes d'efficacité de combustion détériorée, de fumée élevée et de température élevée des gaz d'échappement.

Un moteur diesel, cependant, fonctionne généralement de 18: 1 à 70: 1 et est capable de fonctionner dans des rapports très pauvres.

1.2.4.6. Puissance effective au litre de cylindrée :

C'est la puissance spécifique en KW/litre de cylindrée. Elle permet de comparer, entre eux, des moteurs de cylindrée et de conceptions différentes.

1.2.4.7. Puissance massique ou volumique :

C'est la puissance du moteur rapportée à sa masse (KW/Kg) ou à son volume (KW/m³). Dans ce dernier cas, le volume peut comprendre, ou non, le volume nécessaire au démontage du moteur et à son entretien. Ces puissances spécifiques permettent de comparer des moteurs dans le cadre de l'endroit où ils devraient être installés.

1.2.5. Emissions polluantes :

La combustion du gasoil dans un moteur Diesel produit divers résidus qui résultent de réactions chimiques complexes et sont influencés par plusieurs facteurs, tels que le type de carburant utilisé, la température de fonctionnement du moteur, la conception de la chambre de combustion, le système d'injection et les conditions d'utilisation.

Afin de minimiser la production de résidus, il est important d'obtenir une combustion aussi complète que possible. Cela peut être réalisé en ajustant la quantité de carburant et d'air dans la chambre de combustion de manière optimale, ainsi qu'en assurant un brassage efficace. Une combustion adéquate produit de l'eau (H₂O) et du dioxyde de carbone (CO₂), considérés comme des produits non polluants.

Cependant, il se forme également en faibles quantités divers composés indésirables tels que le monoxyde de carbone (CO), les hydrocarbures imbrûlés (HC), les oxydes d'azote (NO_x) et les particules de suie (figure 1.10).

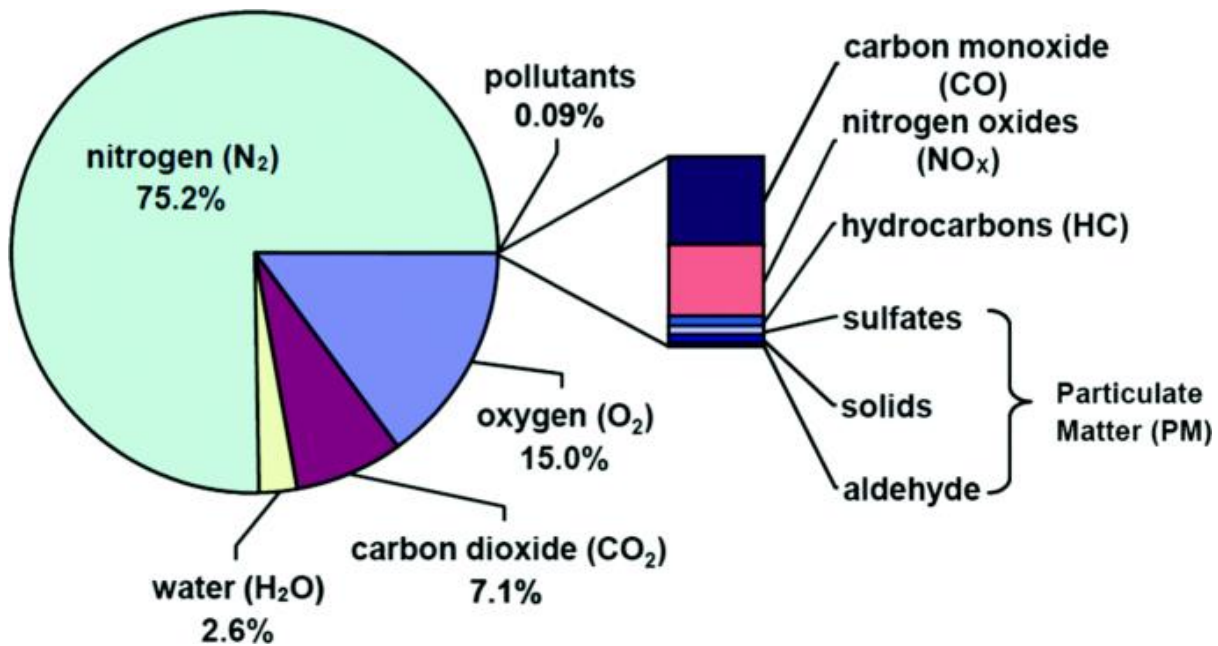


Figure 1.10 : Emissions d'un moteur diesel [2].

Les solutions proposées pour réduire la production de polluants passent par :

- un système d'injection performant ;
- la mise en œuvre d'un catalyseur d'oxydation ;
- un système de recyclage des gaz d'échappement ;
- un filtre à particules.

Il convient de préciser que moins de 1% des gaz d'échappement rejetés par le moteur sont nocifs.

1.2.6. Avantages et Inconvénients de moteur diesel :

1.2.6.1. Avantage :

- **Efficacité énergétique** : Les moteurs diesel sont connus pour leur haute efficacité énergétique par rapport aux moteurs à essence. Ils peuvent convertir plus de chaleur en énergie mécanique, ce qui les rend plus économiques en carburant.
- **Couple élevé** : Les moteurs diesel ont généralement un couple élevé, ce qui signifie qu'ils peuvent produire une force de traction supérieure à bas régime. Cela les rend idéaux pour les véhicules lourds et les applications nécessitant une forte puissance de traction, tels que les camions et les machines agricoles.
- **Longévité** : Les moteurs diesel sont souvent réputés pour leur longévité. Ils sont conçus pour être plus robustes et résistants à l'usure, ce qui peut les rendre plus durables et nécessiter moins de réparations fréquentes par rapport aux moteurs à essence.

- **Carburant polyvalent** : Les moteurs diesel peuvent fonctionner avec une variété de carburants, notamment le diesel traditionnel, le biodiesel et même certains biocarburants avancés. Cela offre une certaine flexibilité en matière de choix de carburant et peut permettre de réduire la dépendance aux carburants fossiles.

1.2.6.2. Inconvénients :

- **Pollution de l'air** : Les moteurs diesel émettent généralement des polluants atmosphériques, tels que les oxydes d'azote (NOx) et les particules fines, qui peuvent avoir un impact sur la qualité de l'air et la santé humaine. Les émissions de particules fines provenant des moteurs diesel ont été associées à des problèmes respiratoires, cardiovasculaires et même cancéreux.
- **Bruit et vibration** : Les moteurs diesel sont souvent plus bruyants et vibrent davantage que les moteurs à essence en raison de la combustion du carburant diesel. Cela peut causer une pollution sonore et affecter le confort des passagers et des conducteurs, en particulier dans les véhicules de tourisme.
- **Coûts d'entretien** : Bien que les moteurs diesel soient généralement plus durables, ils peuvent nécessiter des coûts d'entretien plus élevés par rapport aux moteurs à essence. Les pièces de rechange et les services d'entretien peuvent être plus coûteux pour les moteurs diesel en raison de leur complexité technique et de leur demande moins répandue.
- **Réglementations environnementales** : Les moteurs diesel sont soumis à des réglementations environnementales de plus en plus strictes dans de nombreux pays en raison de leurs émissions de polluants atmosphériques. Cela peut entraîner des contraintes supplémentaires en termes de conformité et de coûts pour les utilisateurs de moteurs diesel.

Mais dans le monde à l'heure actuelle, il existe un moteur biodiesel pour réduire les inconvénients du moteur diesel.

1.3. Biodiesel :

1.3.1. Définition :

Le biodiesel est un carburant alternatif qui gagne en popularité en tant que solution durable pour réduire la dépendance aux combustibles fossiles et minimiser les impacts environnementaux négatifs associés à leur utilisation. Les moteurs biodiesel sont conçus pour fonctionner avec du biodiesel, qui est un carburant produit à partir de sources renouvelables

telles que les huiles végétales, les graisses animales et les algues. Dans cet exposé, nous allons explorer les principales caractéristiques du moteur biodiesel, ses avantages et ses défis, ainsi que son impact sur l'environnement, en nous appuyant sur des sources fiables et référencées [3].

1.3.2. Production de biodiesel :

La production de biodiesel implique les étapes suivantes :

- **Préparation de la matière première :** La matière première utilisée peut être de l'huile végétale, de la graisse animale ou de l'huile de cuisson recyclée. Elle est soigneusement nettoyée pour éliminer toutes les impuretés.
- **Transestérification :** La matière première nettoyée réagit avec un alcool, tel que le méthanol, en présence d'un catalyseur comme l'hydroxyde de sodium ou l'hydroxyde de potassium. Cette réaction chimique, connue sous le nom de transestérification, transforme les triglycérides présents dans la matière première en esters d'acides gras, qui constituent le biodiesel.
- **Purification :** Le biodiesel obtenu est ensuite purifié pour éliminer tout résidu d'alcool, de catalyseur ou d'autres impuretés indésirables.
- **Mélange :** Enfin, le biodiesel est mélangé avec du carburant diesel traditionnel dans des proportions généralement de 20 % de biodiesel et 80 % de diesel classique. Ce mélange permet d'obtenir un carburant utilisable dans les moteurs diesel.

Il existe différentes méthodes de production de biodiesel, notamment :

- Les procédés par lots : Ils sont simples et couramment utilisés par les petits producteurs.
- Les procédés continus : Ils sont plus efficaces et adaptés aux grandes installations de production.
- Les procédés de microémulsion : Ils sont plus récents et utilisent des agents tensioactifs pour obtenir une émulsion stable de biodiesel et d'eau. Ce processus est plus efficace que les méthodes traditionnelles et permet de produire du biodiesel avec des émissions réduites.

Le coût de production du biodiesel varie en fonction de la matière première, de la méthode de production et de l'emplacement de l'installation. Cependant, en général, le biodiesel est moins coûteux à produire que le carburant diesel traditionnel.

1.3.3. Biodiesel dans le monde et en Algérie :

- **Biodiesel dans le monde :**

Le biodiesel est un carburant renouvelable fabriqué à partir de sources organiques telles que les huiles végétales, les graisses animales et l'huile de cuisson recyclée. C'est une alternative plus propre au carburant diesel traditionnel et peut être utilisé dans des moteurs diesel non modifiés. Le biodiesel est également non toxique et biodégradable.

La production mondiale de biodiesel a considérablement augmenté ces dernières années. En 2021, la production mondiale de biodiesel a atteint 35,6 milliards de litres, contre 29,3 milliards de litres en 2020 [4]. L'Union européenne est le premier producteur mondial de biodiesel, suivie par les États-Unis et le Brésil [5].

La croissance de l'industrie du biodiesel est stimulée par plusieurs facteurs, notamment :

- Les préoccupations croissantes concernant le changement climatique et la pollution atmosphérique.
- Les politiques gouvernementales favorisant l'utilisation de carburants renouvelables.
- La disponibilité de matières premières pour la production de biodiesel.

- **Biodiesel en Algérie :**

L'Algérie dispose d'une petite mais croissante industrie du biodiesel. En 2021, l'Algérie a produit 100 000 litres de biodiesel, contre 50 000 litres en 2020. Le gouvernement algérien encourage le développement de l'industrie du biodiesel dans le cadre de ses efforts pour réduire la dépendance vis-à-vis du pétrole importé [6].

Le gouvernement algérien s'est fixé pour objectif de produire 1 million de litres de biodiesel par an d'ici 2025. Pour atteindre cet objectif, le gouvernement accorde des subventions aux producteurs de biodiesel et investit dans la recherche et le développement de nouvelles technologies de production de biodiesel [7].

L'industrie du biodiesel en Algérie doit relever plusieurs défis, notamment :

- Le coût élevé des matières premières.
- Le manque de marché intérieur pour le biodiesel.
- La nécessité de développer de nouvelles technologies de production de biodiesel.

Malgré ces défis, l'industrie du biodiesel en Algérie devrait connaître une croissance dans les années à venir. Le soutien du gouvernement à l'industrie et la disponibilité des matières premières devraient stimuler cette croissance.

1.3.4. Utilisation du biodiesel dans les moteurs diesel :

Les moteurs diesel traditionnels peuvent être convertis pour fonctionner avec du biodiesel en apportant quelques modifications mineures pour tenir compte des différences de viscosité et de lubrification du biodiesel par rapport au diesel conventionnel.

Voici quelques caractéristiques clés du moteur biodiesel :

- **Combustion** : Le biodiesel a des propriétés de combustion similaires à celles du diesel conventionnel, ce qui signifie qu'il peut être utilisé dans les moteurs diesel existants sans nécessiter de modifications majeures. Cependant, en raison de sa viscosité légèrement plus élevée, il peut nécessiter des ajustements mineurs dans les systèmes d'injection de carburant pour assurer une combustion efficace.
- **Lubrification** : Le biodiesel a des propriétés de lubrification différentes de celles du diesel conventionnel. En général, le biodiesel a des propriétés lubrifiantes supérieures, ce qui peut réduire l'usure du moteur et prolonger la durée de vie des pièces en mouvement. Cependant, cela peut également entraîner une accumulation accrue de dépôts dans les systèmes de carburant et les filtres, nécessitant un entretien approprié pour éviter les obstructions.
- **Émissions** : L'un des principaux avantages du moteur biodiesel est sa capacité à réduire les émissions de gaz à effet de serre par rapport au diesel conventionnel. Le biodiesel a une empreinte carbone plus faible, car il est produit à partir de sources renouvelables et émet moins de CO₂ lors de sa combustion. De plus, il émet moins de polluants atmosphériques tels que les particules fines, les oxydes d'azote (NO_x) et les composés organiques volatils (COV), ce qui contribue à améliorer la qualité de l'air.

1.3.5. Avantages et inconvénients de l'utilisation de biodiesel :

1.3.5.1. Avantage :

- **Durabilité** : Le biodiesel est produit à partir de sources renouvelables telles que les huiles végétales, les graisses animales et les algues, ce qui en fait une solution de carburant durable qui contribue à réduire la dépendance aux combustibles fossiles.
- **Réduction des émissions de gaz à effet de serre** : Le biodiesel a une empreinte carbone plus faible que le diesel conventionnel, car il émet moins de CO₂ lors de sa

combustion. En utilisant du biodiesel, les émissions de gaz à effet de serre peuvent être réduites, contribuant ainsi à la lutte contre le changement climatique

- **Amélioration de la qualité de l'air** : Le biodiesel émet moins de polluants atmosphériques tels que les particules fines, les oxydes d'azote (NOx) et les composés organiques volatils (COV) par rapport au diesel conventionnel, ce qui peut contribuer à améliorer la qualité de l'air et à réduire la pollution de l'air.
- **Utilisation dans les moteurs diesel existants** : Les moteurs biodiesel peuvent fonctionner avec du biodiesel sans nécessiter de modifications majeures, car le biodiesel a des propriétés de combustion similaires à celles du diesel conventionnel. Cela signifie qu'il peut être utilisé dans les moteurs diesel existants sans nécessiter de remplacement de flotte ou d'investissements importants dans de nouvelles infrastructures.
- **Réduction de la dépendance aux combustibles fossiles** : En utilisant du biodiesel, il est possible de réduire la dépendance aux combustibles fossiles importés, car le biodiesel peut être produit localement à partir de sources renouvelables disponibles sur place, contribuant ainsi à la sécurité énergétique.

Notant que les avantages du moteur biodiesel peuvent varier en fonction du type de biodiesel utilisé, du mélange avec d'autres carburants, des conditions d'utilisation et d'autres facteurs. Il est important de consulter les recommandations et les spécifications du fabricant du moteur ainsi que les réglementations locales pour une utilisation appropriée du biodiesel.

1.3.5.2. Inconvénients :

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.
- 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.

- Il produit un taux important d'oxyde d'azote (NOx) qui un gaz à effet de serre très puissant.

1.4. Conclusion :

Le biodiesel est devenu une alternative intéressante en raison des préoccupations environnementales croissantes liées à l'utilisation de carburants fossiles. Il est fabriqué à partir d'huiles végétales et animales usées, ce qui en fait un carburant renouvelable respectueux de l'environnement. Contrairement à d'autres alternatives, le biodiesel peut être utilisé sans modifications dans les moteurs diesel existants, ce qui en fait une solution pratique pour réduire les émissions de gaz à effet de serre et la pollution urbaine. En augmentant l'indice de cétane du diesel, le biodiesel améliore l'allumage et facilite le travail du moteur, tout en réduisant la quantité de rejets polluants, y compris les particules de suie et les odeurs désagréables. De plus, il améliore la lubrification du moteur et de la pompe, réduisant ainsi l'usure.

Chapitre 2
Réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction :

Le cerveau humain possède une incroyable capacité de traitement de l'information, manifeste dans sa capacité à accomplir des tâches nécessaires à un comportement intelligent. L'intelligence est un concept difficile à définir, mais comprend généralement la capacité d'observer, de comprendre, de se souvenir, de résoudre des problèmes, d'apprendre et de créer. La psychologie cognitive et l'intelligence artificielle (IA) sont deux disciplines impliquées dans la définition et la modélisation du comportement intelligent.

La psychologie cognitive étudie scientifiquement les structures de mémorisation et les processus de raisonnement humain, tandis que l'objectif de l'IA est de développer des machines capables d'un comportement intelligent. Les critères d'évaluation des modèles en IA diffèrent de ceux de la neurophysiologie ou des sciences cognitives, en mettant l'accent sur les systèmes à haute performance plutôt que sur la reproduction ou l'explication du comportement humain.

Les techniques d'IA, telles que les systèmes experts, la logique floue, les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones artificiels (RNA), ont été largement utilisées dans l'électronique de puissance et la commande des machines électriques. L'objectif est d'émuler le raisonnement humain sur un processeur de signal numérique, permettant au système complet de commander et de réagir intelligemment. Un système intelligent est caractérisé par son apprentissage, son auto-organisation et son auto-adaptation.

Les techniques d'IA sont actuellement largement utilisées dans de nombreux domaines tels que la régulation de processus industriels, le traitement d'image, le diagnostic, la médecine, la technologie spatiale et les systèmes de gestion de données informatiques. Les réseaux de neurones artificiels ont un impact majeur dans l'électronique de puissance et la commande de machines électriques, et sont bien compris et maîtrisés. Ils offrent des solutions plus efficaces et robustes pour l'identification, le contrôle et le filtrage, prolongeant les techniques classiques de l'automatique non linéaire.

2.2. Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

2.2.1. Définition et historique :

a. Définition : Haykin offre la définition suivante d'un réseau de neurones :

Un réseau de neurones est un processeur distribué massivement parallèle qui a une propension naturelle pour emmagasiner la connaissance expérientielle et à la rendre disponible pour utilisation ultérieure. Il ressemble au cerveau selon deux aspects:

1. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage.
2. Les forces de connexion inter neurones appelées poids synaptiques sont utilisées pour l'emmagasinage de l'information.

L'utilisation des réseaux de neurones offre les caractéristiques intéressantes suivantes:

Non linéarité : Le neurone élémentaire (figure 2.1) est un dispositif non-linéaire. Conséquemment, l'interconnexion de plusieurs neurones ensemble résulte en un système global lui-même non-linéaire. Cette propriété importante permet l'emploi des réseaux de neurones pour la modélisation de systèmes où existent des non-linéarités inhérentes.

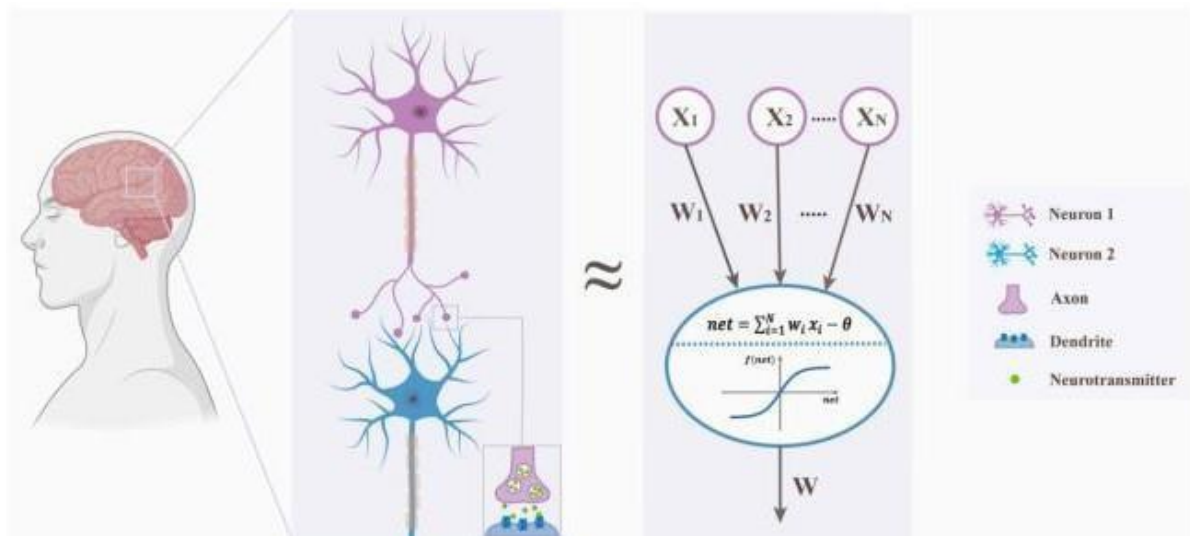


Figure 2.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique et le cerveau humain.

b. Historique :

Les recherches sur les méthodes neuronales de traitement de l'information en vue de modéliser le comportement du cerveau humain ne sont pas récentes, en :

- **1890 :** W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.
- **1943 :** J. Mc Culloch et W. Pitts, laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).
- **1949 :** D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type

pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

- **1957** : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- **1960** : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle ADALINE (ADaptive LInear NEuron). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de retro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type ADALINE restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières.
- **1969** : M.L. Minsky et S. Papert publient ensuite un ouvrage qui met en évidence les limitations théoriques du Perceptron. Ces limitations concernent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle.
- **1972** : T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.
- **1982** : J.J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
- **1983** : La machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).
- **1985** : La rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que « la chose était dans l'air ». Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux

multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus productif au niveau des applications.

Depuis ce temps, le domaine des réseaux de neurones fourni constamment de nouvelles théories, de nouvelles structures et de nouveaux algorithmes. Dans ce chapitre, nous allons tenter d'exposer les plus importants. [8]

2.2.2. Neurone biologique :

Le neurone biologique (figure 2.2) est une cellule spécialisée du système nerveux qui est responsable de la transmission de l'information électrique et chimique dans le cerveau et le corps. Selon une étude publiée dans le journal Nature en 2017, les neurones sont constitués d'un corps cellulaire, ou soma, qui contient le noyau de la cellule, ainsi que des extensions appelées dendrites, qui reçoivent des signaux électriques et chimiques provenant d'autres neurones, et un axone, qui transmet des signaux électriques et chimiques à d'autres cellules, y compris les autres neurones ou les cellules musculaires. Le bouton terminal de l'axone d'un neurone est en contact avec d'autres cellules au niveau des synapses, où des signaux chimiques appelés neurotransmetteurs sont libérés pour activer ou inhiber l'activité des cellules cibles. Cette communication électrique et chimique entre les neurones permet au système nerveux de recevoir, traiter et transmettre les informations sensorielles, cognitives et motrices nécessaires au fonctionnement du corps et de l'esprit [9].

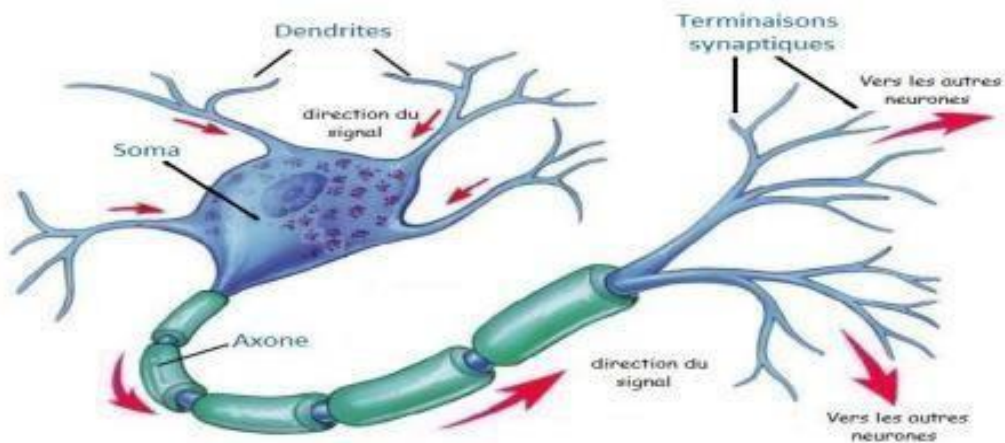


Figure 2.2 : Neurone biologique.

2.2.3. Neurone artificiel :

Le neurone artificiel (figure 2.3) est une représentation mathématique qui s'inspire du fonctionnement du neurone biologique, en particulier de sa capacité à sommer les entrées. Il est composé de n entrées ($x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$) provenant soit de sources externes, soit

d'autres neurones, ainsi que d'une ou plusieurs sorties. Le traitement du neurone artificiel consiste à effectuer une somme pondérée des entrées et à appliquer une fonction d'activation f pour obtenir la sortie y_j .

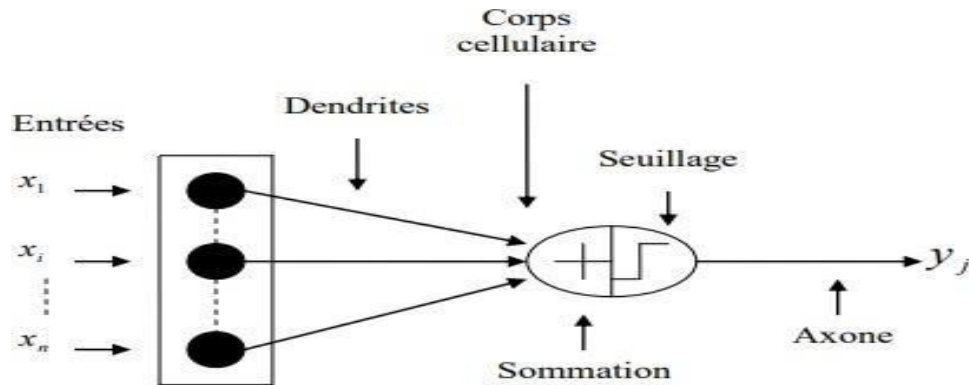


Figure 2.3: Le neurone artificiel.

La modélisation implique la consolidation des connaissances relatives au comportement dynamique d'un processus, à travers l'analyse physique des phénomènes en jeu et l'exploitation de données expérimentales. Cette démarche permet d'identifier les grandeurs caractérisant le processus, telles que ses entrées, ses variables d'état et ses sorties. La figure 2.4 illustre l'analogie existant entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

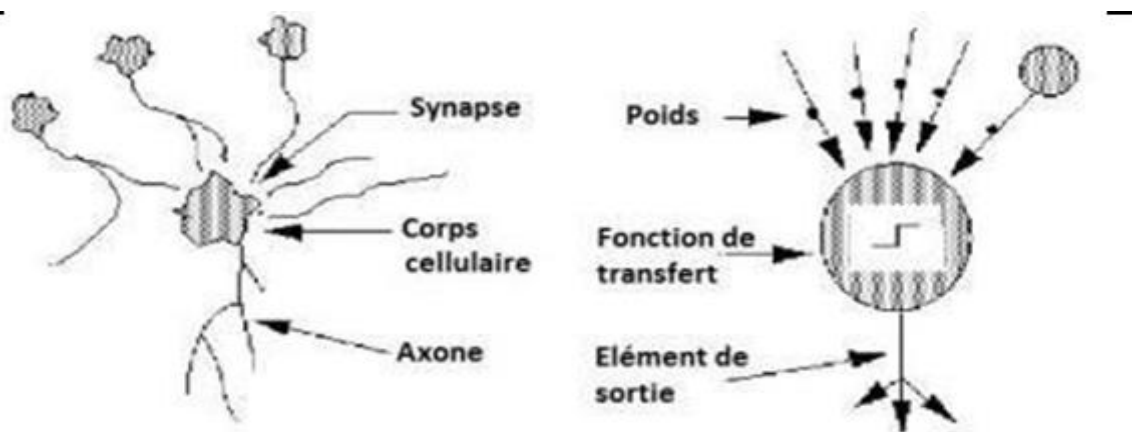


Figure 2.4: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

2.2.4. Fonction d'activation :

Les fonctions d'activation sont un élément clé des réseaux de neurones artificiels, car elles introduisent une non-linéarité qui permet de traiter des données complexes et de résoudre des problèmes non linéaires. Les fonctions d'activation peuvent être de différents types, tels que

linéaires, sigmoïdales, tangentes hyperboliques, ReLU, etc. Chaque fonction a ses propres avantages et inconvénients, et doit être choisie en fonction des exigences du problème à résoudre. Par exemple, les fonctions sigmoïdales et tangentes hyperboliques sont souvent utilisées pour des problèmes de régression, tandis que la fonction ReLU est efficace pour des problèmes de classification. De plus, les fonctions d'activation peuvent également affecter la vitesse et la stabilité de l'apprentissage du RNA, il est donc important de les choisir soigneusement en fonction des spécificités du problème. Le Tableau récapitule certaines des fonctions d'activation les plus fréquemment utilisées [9].

Tableau 2.1 : Fonctions d'activation couramment utilisées.

Fonction d'activation	Equation	Plage d'entrée et de sortie	Représentation graphique
Linéaire	$f(x) = x$ <p>(2.2)</p>	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [0,1]$	
Log-sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}$ <p>(2.3)</p>	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [0,1]$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$ <p>(2.4)</p>	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [-1,1]$	
Limite stricte	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$ <p>(2.5)</p>	$R_{input} = [-\infty, +\infty]$ $R_{output} = [0,1]$	

2.2.5. Architecture de réseau de neurones artificiels :

L'architecture d'un réseau de neurones artificiels (RNA) est composée de plusieurs neurones interconnectés qui permettent de remplir certaines fonctions. Le nombre de neurones dépend du nombre d'entrées et de sorties du réseau. Les neurones sont organisés en couches (voir la figure 2.5), chaque couche ayant sa propre fonctionnalité [9] :

- La couche d'entrée : Elle est constituée des variables d'entrée du réseau.
- La couche de sortie : Elle est constituée des neurones de sortie qui fournissent la réponse du réseau.
- Les couches cachées : Elles se situent entre la couche d'entrée et la couche de sortie et définissent l'activité interne du réseau. En général, les fonctions d'activation sont non linéaires pour ces couches.

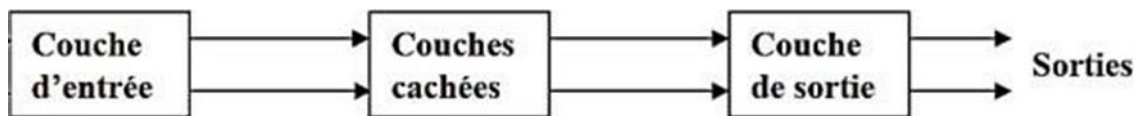


Figure 2. 5 : Composition d'un réseau de neurones artificiels.

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.

2.2.5.1. Réseaux Feed forward :

Les réseaux Feed-forward peuvent être catégorisés en deux types : ceux sans couches cachées et ceux avec une ou plusieurs couches cachées. Les réseaux sans couches cachées sont les plus simples et conviennent pour résoudre des problèmes de classification et de regression. Ils ont l'avantage de converger vers une solution optimale pendant l'apprentissage, grâce au fait qu'ils sont un système linéaire. Toutefois, leur inconvénient est qu'ils ne peuvent classifier ou approximer que des problèmes linéaires et ne sont pas capables de résoudre des problèmes non linéaires [10].

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.

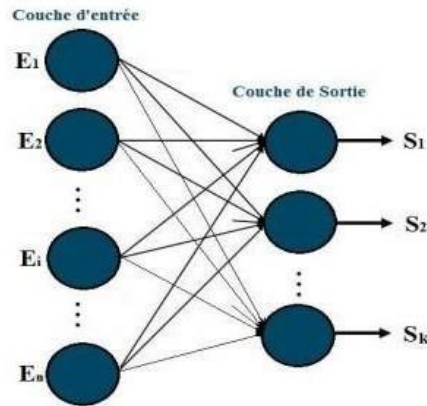


Figure 2.6 : Architecture d'un perceptron monocouche.

E_1 : Entrée 1 de la couche d'entrée.

E_i : Entrée i de la couche d'entrée.

E_n : Entrée n de la couche d'entrée.

S_1 : Première sortie du réseau.

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

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

Les réseaux multicouches sont une généralisation des réseaux monocouches et se composent d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie (voir figure 2.7). Les calculs sont effectués par les couches cachées et la couche de sortie. Les fonctions d'activation sont utilisées pour les neurones des couches cachées et de sortie, où la sortie d'une couche devient l'entrée de la couche suivante. Contrairement aux réseaux monocouches, les réseaux multicouches peuvent calculer des statistiques d'ordre supérieur, ce qui leur donne une meilleure perspective globale. De plus, les couches cachées sont utiles lorsque la taille de la couche d'entrée est grande et que les données sont nombreuses. Cependant, déterminer le nombre optimal de nœuds cachés reste un problème non résolu dans la recherche sur les réseaux de neurones. Par conséquent, la méthode de "Trial and Error" est souvent utilisée pour déterminer le nombre optimal de nœuds cachés.

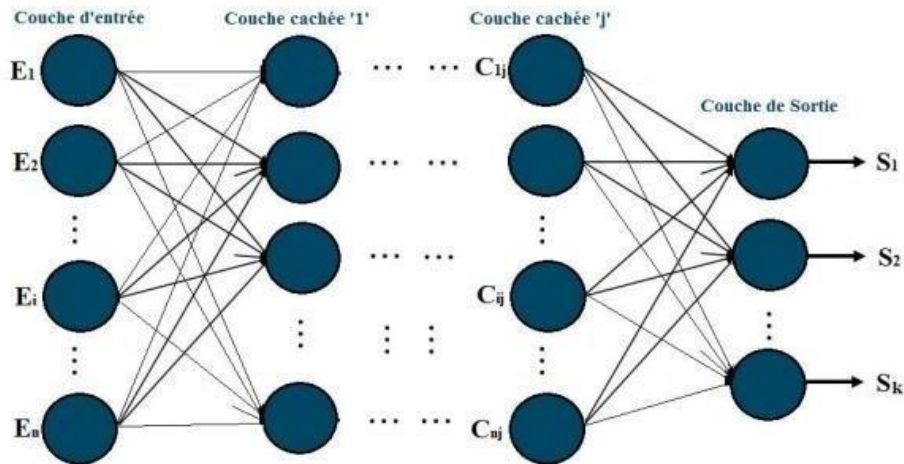


Figure 2.7: Architecture du perceptron multicouche (MLP).

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 une catégorie de réseaux feed-forward multicouche. Le réseau RBF comprend trois couches, à savoir une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Contrairement aux réseaux MLP, le nombre de couches cachées est limité à une seule couche, appelée vecteur d'entités (voir figure 2.8). La fonction gaussienne est la plus utilisée pour les fonctions de base radiale. Les avantages du réseau RBF comprennent une conception simple, une bonne capacité de généralisation, une résistance élevée aux bruits d'entrée et la possibilité d'apprentissage en ligne. La figure 2.8 montre un exemple de l'architecture du réseau RBF. Parmi les réseaux de neurones feed-forward, les MLP et les RBF sont les plus populaires et couramment utilisés [11].

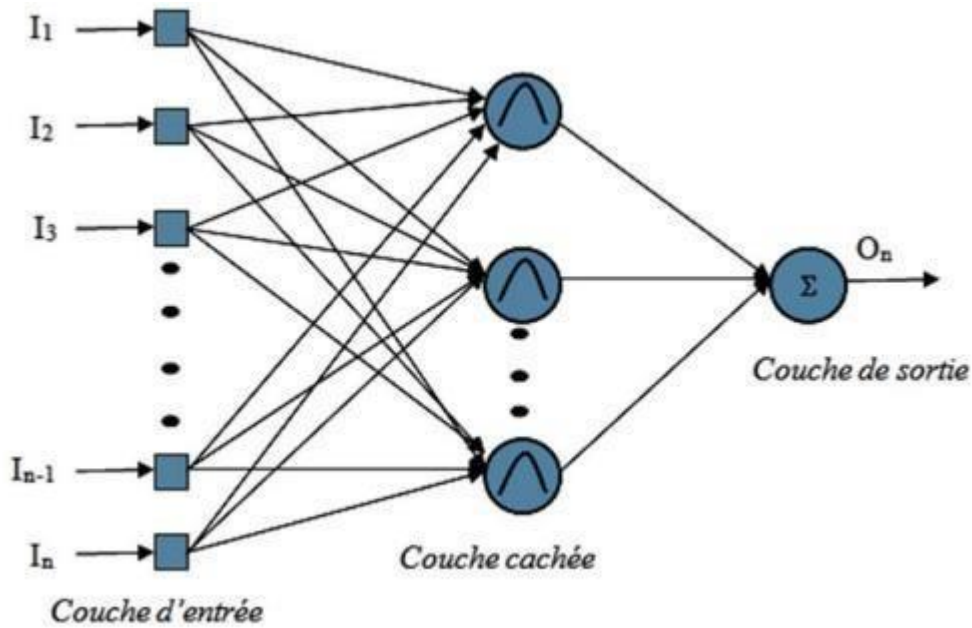


Figure 2.8: Structure d'un réseau de neurones de type RBF.

2.2.5.2. Réseaux récurrents :

Les réseaux neuronaux récurrents sont des architectures de réseaux de neurones dans lesquelles les informations peuvent se propager dans les deux sens, permettant ainsi un fonctionnement plus proche de celui du cerveau humain. Ils sont dotés de connexions récurrentes qui leur permettent de mémoriser les informations sur une période de temps, ce qui les rend particulièrement adaptés aux applications faisant intervenir le contexte et le traitement des séquences temporelles. Ces réseaux sont particulièrement utiles pour l'apprentissage et la génération de signaux, ainsi que pour les tâches impliquant des données séquentielles. Parmi les réseaux récurrents les plus couramment utilisés, on peut citer les réseaux de Jordan, les réseaux d'Elman et les réseaux de Kohonen [12].

2.2.6. Apprentissage :

L'apprentissage neuronal est une étape clé dans le développement d'un réseau de neurones, qui consiste à ajuster les poids des connexions pour obtenir le comportement souhaité. Cette phase d'apprentissage repose sur l'utilisation d'exemples de comportement qui permettent de modifier les poids synaptiques afin de parvenir à la sortie désirée pour les entrées présentées au réseau. En d'autres termes, l'apprentissage se résume à une mise à jour des poids des connexions pour atteindre la sortie souhaitée pour chaque exemple d'entrée.

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 :

- a. L'apprentissage supervisé :** est couramment utilisé pour entraîner les réseaux de neurones. Il nécessite une base d'apprentissage comprenant des observations pour lesquelles les entrées et les sorties attendues sont connues (voir figure 2.9). L'objectif est de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle en ajustant les poids synaptiques. L'algorithme de Levenberg-Marquadt est souvent utilisé pour résoudre les problèmes de moindres carrés non linéaires dans ce contexte.

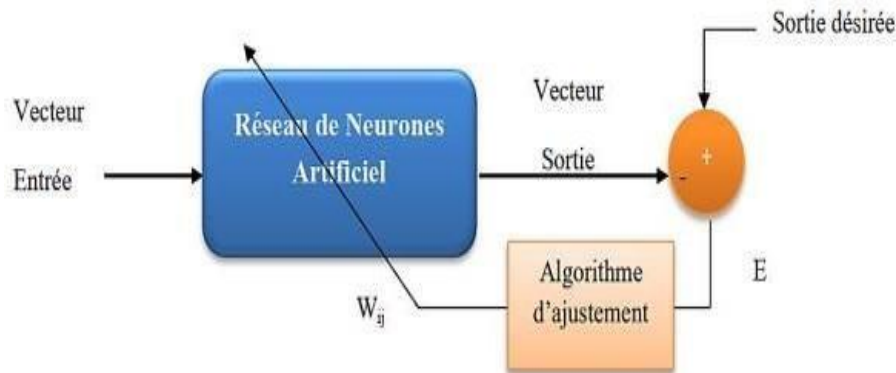


Figure 2.9 : Apprentissage supervisé.

- b. L'apprentissage semi-supervisé :** nécessite également la présence d'un concepteur, mais seule une information binaire (échec ou succès) est disponible pour évaluer la sortie du réseau.
- c. L'apprentissage non supervisé :** est plus complexe car il ne s'appuie pas sur une base d'apprentissage. Le réseau doit détecter automatiquement les régularités dans les exemples présentés et modifier les poids synaptiques pour que les entrées ayant des caractéristiques similaires produisent des sorties similaires. Cela est basé sur un critère interne de conformité plutôt que sur des observations précises (voir la figure 2.10).

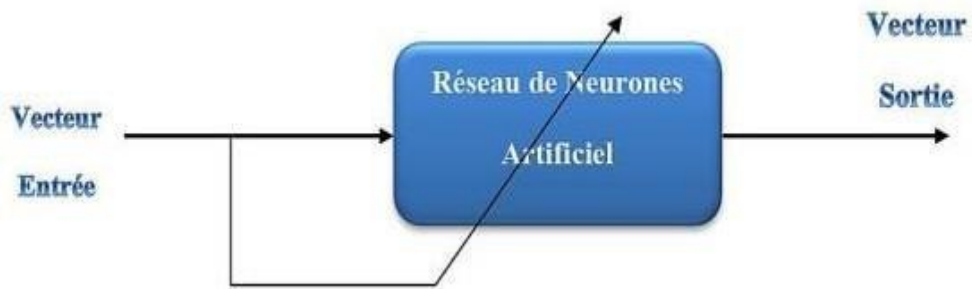


Figure 2.10: Apprentissage non supervisé.

2.3. Application des réseaux de neurones artificiels (RNA) :

De nombreuses études ont utilisé des réseaux de neurones artificiels (RNA) comme méthode efficace pour anticiper les performances et les caractéristiques d'émission des moteurs Diesel fonctionnant avec des carburants à base de biodiesel. Ces études sont synthétisées 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 RNA.

Type de Biodiesel Et technique d'IA	Entrée du modèle	Sortie du modèle	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 RNA	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	[13]
Biodiesel d'origine animale B0, B10, B20, B25, B25, B30, B40, B50 RNA	La vitesse du moteur Couple Débit d'air	CO, HC, CO2, NOx Pmax, HRRmax, CuHRR	Tan-sigmoïde 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 »	[14]
Biodiesel à base d'huile de poisson RNA	Charge moteur Rapport du mélange	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.	[15]

Mélanges de biodiesel à base de Palanga avec du diesel BD10, BD20, BD30, BD40 RNA	Charge moteur Temps d'injection Rapport de mélange	BSFC, BTE, Pmax, EGT NOx, HC fumée	Train-sigmoïde, trainlm, Tan-sigmoïde	[0.1, 0.9] 80 :20	Réduit les efforts expérimentaux Outil de prédiction efficace	[16]
Ester méthylique de son de riz (RBME) avec additif Isopropanol RNA	Charge moteur Rapport de mélange	BTE, EGT BSFC, O2, HC, CO, Co2, NOX	Log-sigmoïde Trainlm	[-1,1] 70 : 15 :15	Capacité de prévision de modèle crédible ; Robustesse des modèles proposés ; Remarquable coefficient d'efficacité.	[17]
Ester méthylique de Calophyllum inophyllum-diesel CIME10, CIME15, CIME20, CIME25 RNA	Charge moteur Temps d'injection Pression d'injection Rapport de mélange	BTE, EGT, BSEC HC, CO2, CO, NO, suie sèche, O2	Tan-sigmoïde, trainlm,	[-1,1] 70 : 15 :15	Capacité de prédiction de modèle crédible ; Robustesse des modèles proposés ; Remarquable coefficient d'efficacité.	[18]
Biodiesel à base d'orange-Gazole, RNA	Charge moteur, Rapport du mélange	BSFC, BTE, NOx, HC, CO	Trainlm, trainingda, trainingdx, trainrp, log-sigmoïde tan-sigmoïde	[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.	[19]
Biodiesel à base de calophyllum inophyllum B0, B100 RNA	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.	[20]

Diesel, Biodiesel RNA	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.	[21]
Biodiesel à base d'huile de cuisson usagée B20, B100 RNA	Charge moteur, Rapport du mélange	HRR, Pmax, Frein Puissance, BSFC HC, NOx, CO2, CO	Log-sigmoïde, Tan-sigmoïde, 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 expérimentale	[22]
Biodiesel à base de graines de coton, B0, B10, B20, B50	Charge moteur, Rapport du mélange	CO, HC, NOx CP max, BSFC	Log-sigmoïde, Tan-sigmoïde, Trainlm	[0, 1], 75 :25	Modèle RNA fiable et présente une précision de prédiction élevée Le RNA aide à minimiser le nombre d'expériences	[23]
Biocarburant D 100, B100, B20, B30, B40, B50	Rapport du mélange, Puissance de freinage	BTE, BSEC, CO, CO2, NOx, HC, Fumée	/	N/A 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	[24]
Biodiesel à base d'huile de graines de datte RNA	Pourcenta ge de biodiesel Régimes moteur	puissance, couple et CO, CO2, HC, O2 et NOx	Log-sigmoïde, Tan-sigmoïde,	70 :15 :15	le modèle RNA fournit un coefficient de détermination relativement élevé par rapport aux résultats prédits et aux données expérimentales, montrant que le modèle ANN pourrait avoir une bonne capacité à prédire les comportements du moteur avec une précision supérieure à 95 %.	[25]

2.4. Les avantages et les inconvénients Les réseaux de neurones :

a. Avantage :

Les réseaux de neurones présentent de nombreux avantages, notamment leur capacité d'adaptabilité et d'auto-organisation, ainsi que leur aptitude à résoudre des problèmes non linéaires avec une bonne approximation. Ils sont également immunisés contre le bruit et conviennent bien à une implémentation parallèle. En outre, leur rapidité d'exécution est une qualité importante, justifiant souvent à elle seule leur utilisation pour la réalisation de nombreuses applications, telles que la classification, le filtrage, la compression de données, le contrôle, etc.

b. Inconvénients:

Cependant, les réseaux de neurones présentent également des inconvénients. Tout d'abord, leur comportement est souvent difficile à interpréter, ce qui peut compliquer la mise au point d'une application. De plus, il est souvent impossible d'utiliser les résultats obtenus pour améliorer leur comportement. Enfin, il est risqué de généraliser à partir d'expériences antérieures et de conclure ou de créer des règles sur le fonctionnement et le comportement des réseaux de neurones.

2.5. Conclusion :

L'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est avérée être un outil efficace pour prédire les performances et les caractéristiques d'émission des moteurs Diesel alimentés par des carburants à base de biodiesel. Les résultats de plusieurs travaux ont montré l'importance des modèles RNA dans la prédiction des performances du moteur, ainsi que dans la prédiction des meilleures conditions de corrélation entre les entrées et les sorties. En effet, les modèles RNA ont permis de prédire avec une précision supérieure à 95% les caractéristiques de performance et les caractéristiques des émissions des moteurs Diesel. Cependant, il est important de souligner que ces résultats doivent être interprétés avec prudence et doivent être validés par des expériences en laboratoire et sur le terrain. Malgré cela, l'application des RNA offre un grand potentiel pour améliorer les performances des moteurs Diesel alimentés par des carburants à base de biodiesel, tout en réduisant les émissions de gaz à effet de serre et la pollution atmosphérique.

Chapitre 3
Modélisation et résultats et
discussion

3.1. Introduction :

Ce chapitre se concentre sur le développement des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) visant à prédire les paramètres de performance et les caractéristiques d'émission d'un moteur diesel alimenté par des mélanges de diesel-biodiesel. Ces mélanges sont obtenus à partir de graisses animales (AFBD) et de biodiesel végétal (VEBD), en tenant compte de l'impact du rapport diesel-biodiesel et de la puissance effective du moteur. Les performances des modèles proposés sont évaluées à travers des indicateurs statistiques tels que le coefficient de corrélation linéaire (R) et l'erreur quadratique moyenne (MSE), mettant ainsi en évidence l'efficacité des approches proposées.

3.2. Matériel et méthodes :

3.2.1. Collecte des données :

Afin de développer les modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels permettant de prédire les paramètres de performances et les caractéristiques d'émissions d'un moteur diesel fonctionnant avec différents mélanges de diesel-biodiesel, les données expérimentales ont été recueillies à partir d'une étude antérieure publiée par Suleyman Simsek, Samet Uslu et al. en 2020 [26].

Dans cette étude, les différents mélanges examinés ont été obtenus en combinant du biodiesel pur avec des proportions variables de diesel, représentées par la variable BX. La variable X quantifie le volume relatif de biodiesel issu de graisses animales (AFBD) et de biodiesel végétal (VEBD). Les mélanges de biodiesel pris en considération comprennent : D100 (0 % de biodiesel + 100 % de diesel), AFBD100 (0 % de diesel + 100 % de biodiesel animal), VEBD100 (0 % de diesel + 100 % de biodiesel végétal), VEBD50 (50 % de diesel + 50 % de biodiesel végétal) et AFBD50 (50 % de diesel + 50 % de biodiesel animal). L'objectif de ces tests était de déterminer la meilleure proportion de biodiesel à utiliser en remplacement du carburant diesel pur dans le moteur. Le choix de ce mélange optimal repose sur l'évaluation des performances et des émissions d'échappement du moteur.

3.2.2. Normalisation des données :

La préparation des données est une étape essentielle à réaliser avant toute analyse de base de données. Il est nécessaire de normaliser de manière appropriée les variables d'entrée et de sortie afin d'obtenir des résultats précis. Dans le cadre de cette étude, toutes les données sélectionnées ont été mises à l'échelle dans la plage de [0-1]. Pour ce faire, les valeurs minimales et maximales de chaque catégorie ont été utilisées en appliquant l'équation (3.1). Cette normalisation permet d'adapter les données à la fonction d'activation dans la couche cachée et la couche de sortie du réseau de neurones artificiels.

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

X' : Valeur normalisée ;

X_{min} : Valeurs minimales de X ;

X_{max} : Valeurs maximales de X ;

3.2.3. Développement des modèles prédictifs :

Deux modèles indépendants ont été développés à l'aide de l'outil "NN Toolbox" dans le logiciel de programmation Matlab. Le premier modèle a été conçu pour prédire le rendement effectif du moteur (BTHE) et la consommation spécifique du carburant (BSFC). Le deuxième modèle vise à prédire les caractéristiques d'émissions qui sont le CO, CO₂, HC, NO_x et la fumée. Les paramètres d'entrée pour les deux modèles sont le pourcentage de diesel, le pourcentage de biodiesel animal, le pourcentage de biodiesel végétal et la puissance effective du moteur.

L'ensemble de données expérimentales collectées a été divisé en trois ensembles distincts. Le premier ensemble, représentant 70% des données, a été utilisé pour l'entraînement du modèle. Le deuxième ensemble, représentant 15% des données, a été utilisé pour la validation, tandis que le dernier ensemble, également composé de 15% des données, a été réservé pour tester le modèle. Il convient de noter que cet ensemble de test est indépendant de l'ensemble de données d'entraînement.

Les performances des réseaux de neurones artificiels (RNA) dépendent de divers paramètres, tels que le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche, la fonction d'activation et l'algorithme d'entraînement. Il est crucial de faire des choix

judicieux pour ces paramètres afin d'obtenir une prédiction précise des paramètres de fonctionnement et des caractéristiques d'émissions.

Pour déterminer les paramètres optimaux, une approche basée sur la méthode "Essais et erreur" a été adoptée. Le nombre de neurones a été varié de 2 à 10, le nombre de couches cachées a été exploré de 1 à 3, et différentes fonctions d'activation, telles que la fonction logistique (Log-sigmoïde) et la fonction tangente hyperbolique (Tan-sigmoïde), ont été testées pour les couches cachées. Pour la couche de sortie, la fonction d'activation linéaire (Pure-line) a été utilisée. L'algorithme de rétro propagation (Back-propagation) a été utilisé pour l'entraînement des modèles, tandis que l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquadt a été utilisé pour la construction de la structure des réseaux.

En résumé, cette approche méthodologique a permis d'optimiser les paramètres des modèles de prédiction, en recherchant la meilleure combinaison de couches cachées, de neurones et de fonctions d'activation pour obtenir des prédictions précises des performances et des caractéristiques d'émissions.

3.2.4. Analyses statistiques :

Pour mesurer les performances et valider les modèles développés, le coefficient de corrélation linéaire R et l'erreur quadratique moyenne MSE sont utilisés, conformément à l'Eq. (3.2) et Eq. (3.3).

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

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

E_i : Valeur expérimentale ;

P_i : Valeur prédite ;

\bar{P}_i : 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 corrélation linéaire, R 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 des RNA pour la prédiction des paramètres de performances (BTHE et BSFC) et des caractéristiques d'émission (CO, CO₂, HC, NO_x, Fumées), sont illustrés dans les tableaux 3.1 et 3.2, respectivement.

Tableau 3.1 : Résultats des essais pour le premier modèle.

N° de neurones		N° de couches cachées	Fonction d'activation		MSE	R	N° d'époques
2		1	Log		0.0060869	0.98743	26
2		1	Tan		0.0022335	0.98649	5
4		1	Log		0.00063676	0.99325	86
4		1	Tan		0.0040867	0.98356	5
6		1	Log		0,0007953	0.99847	25
8		1	Log		0.0018279	0.96819	5
8		1	Tan		0.070748	0.93227	16
10		1	Log		0.028966	0.95519	12
10		1	Tan		0.04824	0.96693	6
2	4	2	Tan	Tan	0.0054321	0.99425	42
2	4	2	Tan	Log	0.0023441	0.99159	10
4	6	2	Log	Tan	0.0049907	0.99206	6

Tableau 3.2 : Résultats des essais pour le deuxième modèle.

N° de neurones		N° de couches cachées	Fonction d'activation		MSE	R	N° d'époques
2		1	Log		0,0072699	0,93889	10
2		1	Tan		0,0096571	0,94214	115
4		1	Log		0,0063002	0,9697	11
4		1	Tan		0,0051891	0,9644	6
6		1	Log		0,0063565	0,90289	2
6		1	Tan		0,0085465	0,92928	17
8		1	Log		0,006993	0,97156	3
8		1	Tan		0,0045843	0,99128	37
10		1	Log		0,0056355	0,97535	15
10		1	Tan		0,022792	0,93469	3
2	4	2	Tan	Tan	0,0048703	0,9725	22
2	4	2	Log	Log	0,014269	0,94582	78
6	8	2	Tan	Log	0,026145	0,94617	8

Selon les valeurs des indicateurs de performance MSE et R présentées dans les tableaux précédents, l'architecture optimale du réseau de neurones artificiels qui présente une prédiction précise des paramètres de performance du moteur (BTHE et BSFC) se compose d'une seule couche cachée, qui comprend 6 neurones avec une fonction d'activation Log-sigmoïde. De même, l'architecture optimale qui donne la meilleure prédiction des caractéristiques des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée), consiste en une seule couche cachée, qui comprend 8 neurones avec une fonction d'activation Tan-sigmoïde. Les paramètres détaillés de ces architectures sont présentés dans le tableau 3.3 et illustrés dans les figures 3.1 et 3.2, respectivement.

Tableau 3.3 : Paramètres détaillés des architectures des deux modèles.

Paramètres	RNA (Performance)	RNA (CO ; CO2 ; HC ; NOx ; Smoke)
N° de couches cachées	1	1
N° de neurones dans les couches cachées	6	8
Fonction d'activation	Log-sigmoïde	Tan- sigmoïde
Algorithme d'entraînement	Trainlm	Trainlm
N° de données d'entraînement	20	20
N° de données de validation	5	5
N° de données de test	5	5
Performance goal	10^{-10}	10^{-10}
N° d'époques	25	37

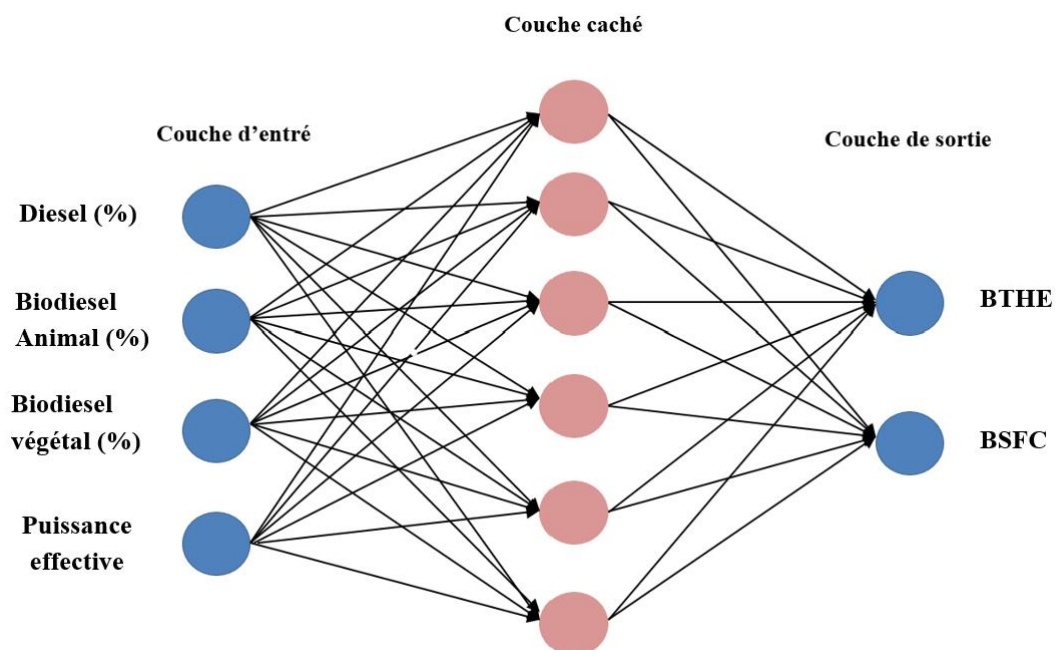


Figure 3.1 : Architecture du modèle RNA pour la prédiction des paramètres de performance (BTHE ; BSFC).

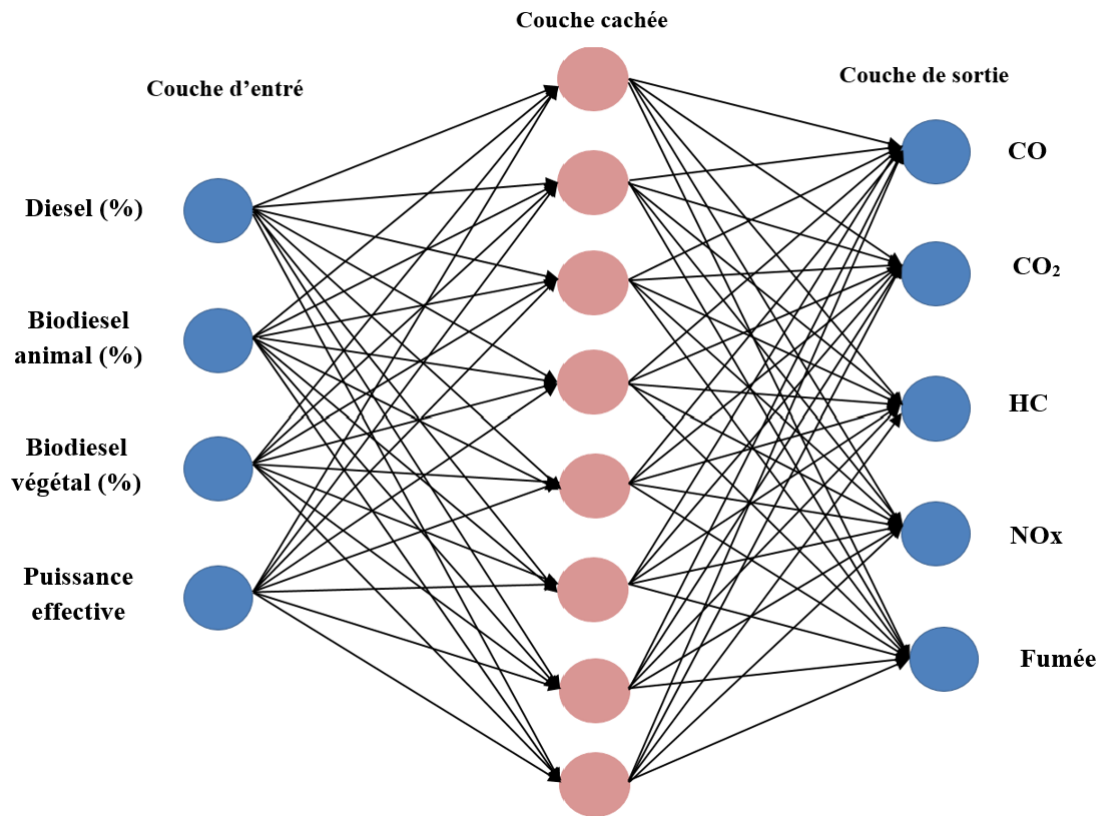


Figure 3.2 : Architecture du modèle RNA pour la prédiction des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée).

3.3.2. Résultats de la prédiction des paramètres de performance et des caractéristiques d'émission :

Afin d'atteindre l'objectif de performance cible de 10^{-10} , l'entraînement a été réalisé à plusieurs reprises en utilisant différentes époques. Les graphiques représentés sur les figures 3.3 et 3.4 présentent les variations de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction du nombre d'époques lors du processus d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des paramètres de performance (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée). Comme le montrent les graphiques, la valeur du MSE a diminué et s'est stabilisée après 25 époques avec une valeur de 0,0007953 pour la prédiction des performances (BTHE ; BSFC). Pour la prédiction des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée), le MSE est resté constant à partir de l'époque 37 avec une valeur de 0,004584. Ces époques ont été sélectionnées pour figer les modèles.

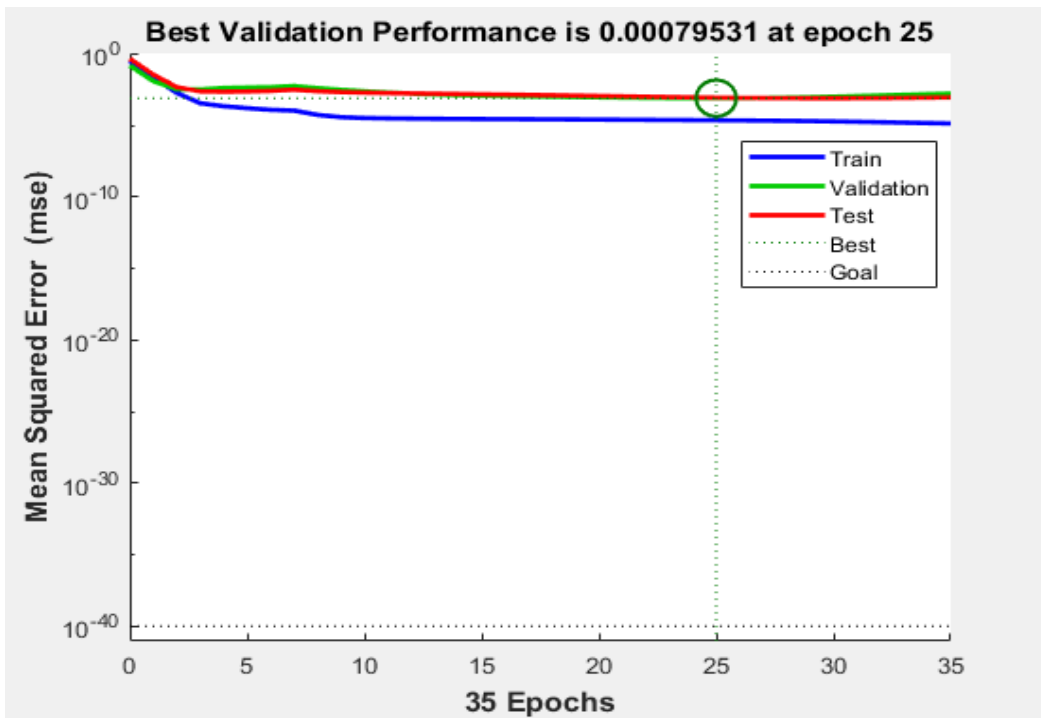


Figure 3.3 : Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : prédiction des performances (BTHE ; BSFC).

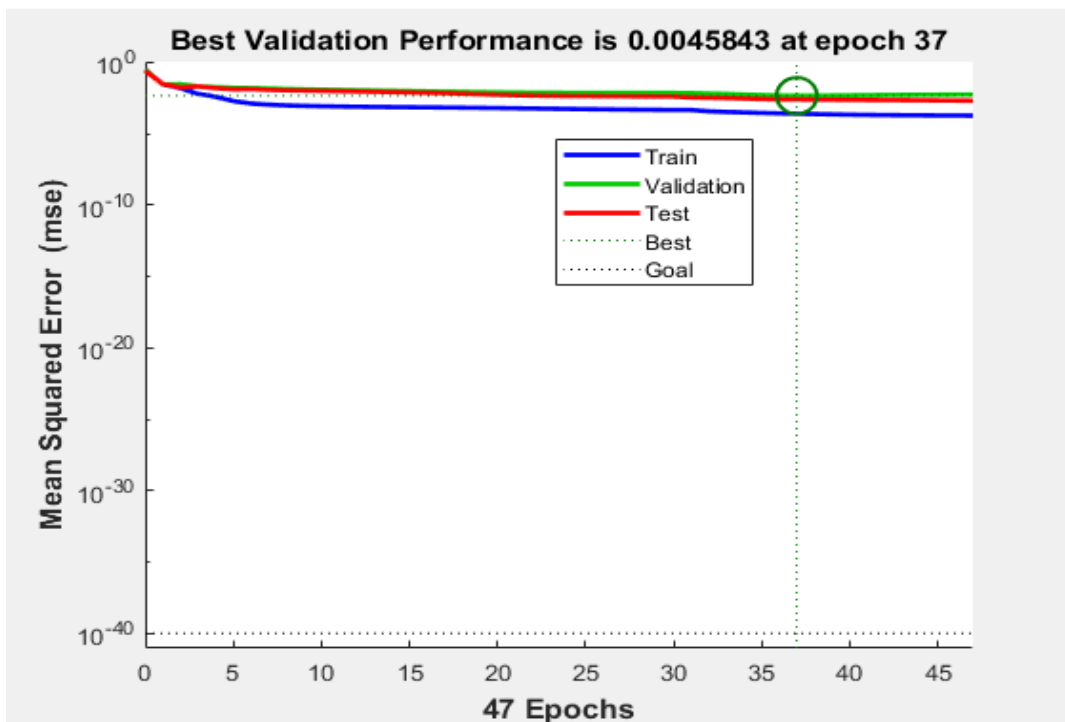


Figure 3.4 : Changements de l'erreur quadratique moyenne avec le nombre d'époques au cours du processus d'apprentissage : Prédiction des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée).

Figure 3.5 et Figure 3.6 présentent les courbes de régression des valeurs des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) expérimentaux par rapport aux valeurs prédites pendant le processus d'entraînement, de validation, de test et de tout l'ensemble de données, respectivement. Les valeurs des R sont présentées dans le Tableau 3.4.

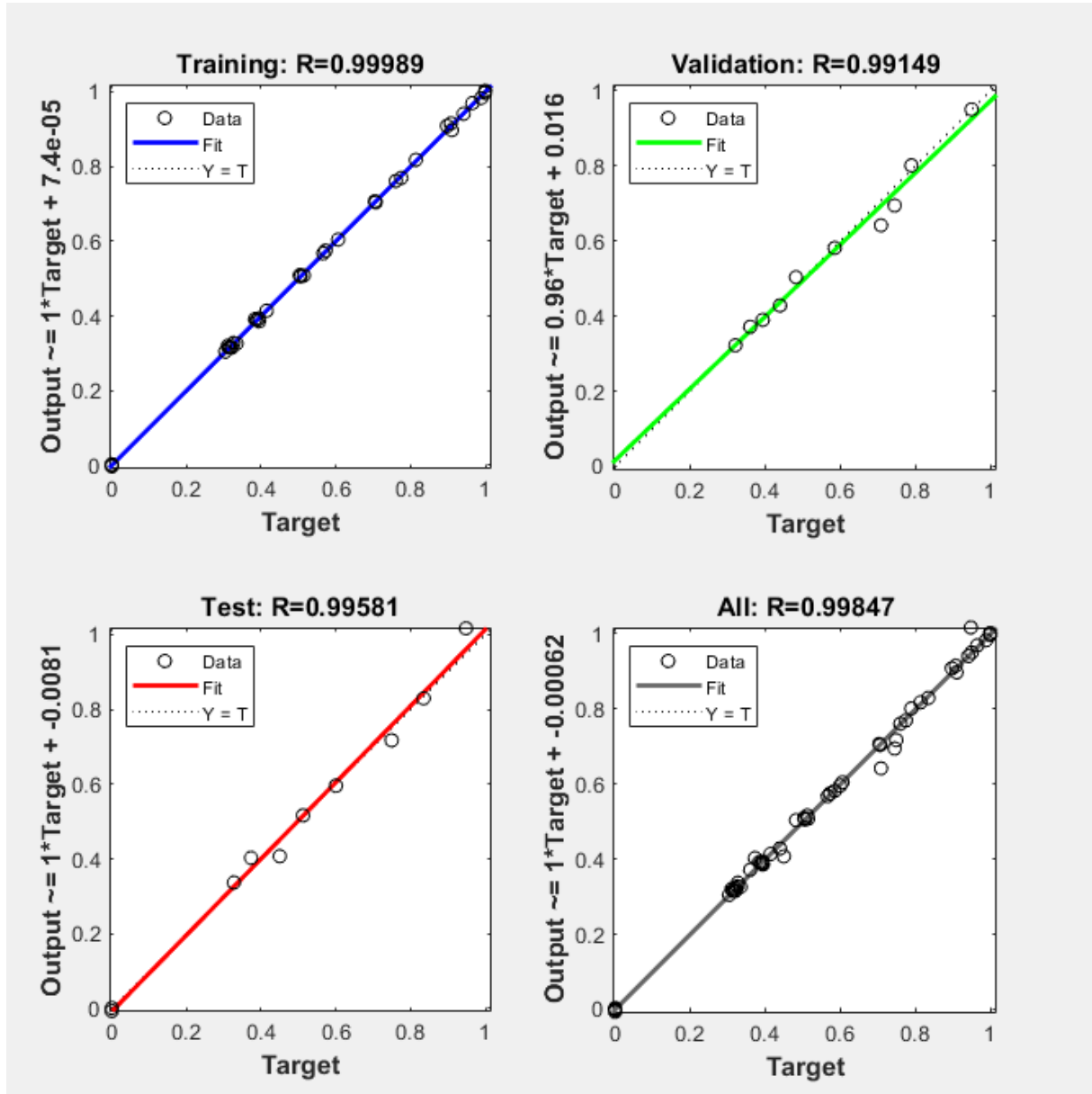


Figure 3.5 : Graphiques de régression du RNA pour la prédiction des performances (BTHE ; BSFC).

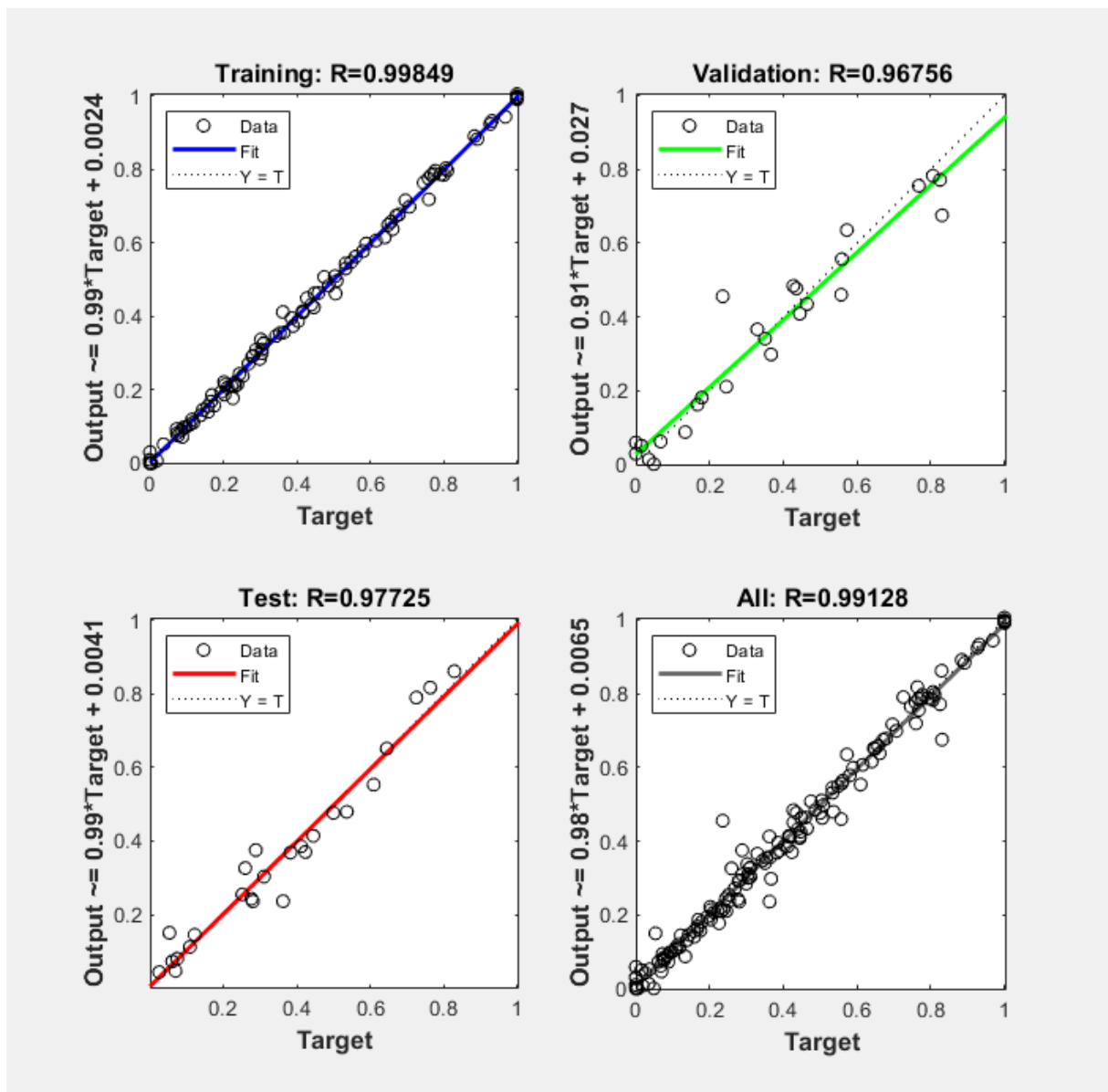


Figure 3.6 : Graphiques de régression du RNA pour la prédiction des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée).

Les valeurs expérimentales des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) sont représentées par T (cible), tandis que les valeurs prédites de performance (BTHE ; BSFC) et d'émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) sont indiquées par Y (sortie). L'ajustement linéaire entre T et Y est une régression linéaire, idéalement représentée par l'équation $Y = T$. Les figures montrent que les données dispersées se rapprochent de manière significative de la ligne inclinée à 45° $Y = T$, ce qui démontre une forte corrélation entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites normalisées. Seules quelques données s'écartent de la ligne d'ajustement, ce qui peut être attribué au bruit présent dans les données expérimentales qui entraîne des erreurs de prédiction. Les valeurs de R

indiquées dans le tableau 3.4 montrent que toutes les valeurs de R pour les processus d'entraînement, de validation et de test sont supérieures à 0,99 pour les deux modèles. Les valeurs maximales de R pour la prédiction des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) sont respectivement de 0,99847 et de 0,99128. Ces valeurs de R indiquent que 99,84 % de la variation totale de la performance (BTHE ; BSFC) et 99,12 % des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) ont été identifiées et expliquées par les modèles RNA, en accord avec les données expérimentales. Les valeurs de R proches de 1 témoignent de l'efficacité et de la précision élevée des modèles développés en termes de prédiction. Cela démontre que ces modèles fournissent des performances adaptées et appropriées.

Tableau 3.4 : Valeurs de R pour la prédiction des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée).

RNA	Processus	R
Performances (BTHE ; BSFC)	Entraînement	0.99989
	Validation	0.99149
	Test	0.99581
	Tout l'ensemble de données	0.99847
Les émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée)	Entraînement	0.99849
	Validation	0.96756
	Test	0.97725
	Tout l'ensemble de données	0.99128

Les résultats non normalisés des performances (BTHE ; BSFC) et des émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée), obtenus à partir d'expérimentations ainsi que prédits par des modèles à base de réseaux de neurones artificiels (RNA), sont présentés dans les Figures 3.7 et 3.8 respectivement. Il est observé que les valeurs prédites sont relativement similaires aux valeurs expérimentales pour les deux modèles. Les modèles se sont bien ajustés aux données expérimentales, avec une différence inférieure à $\pm 10\%$, ce qui est considéré comme très acceptable et démontre une précision de prédiction élevée. Ainsi, cela confirme que l'approche développée utilisant des réseaux de neurones artificiels est appropriée pour prédire à la fois les performances (BTHE ; BSFC) et les émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée).

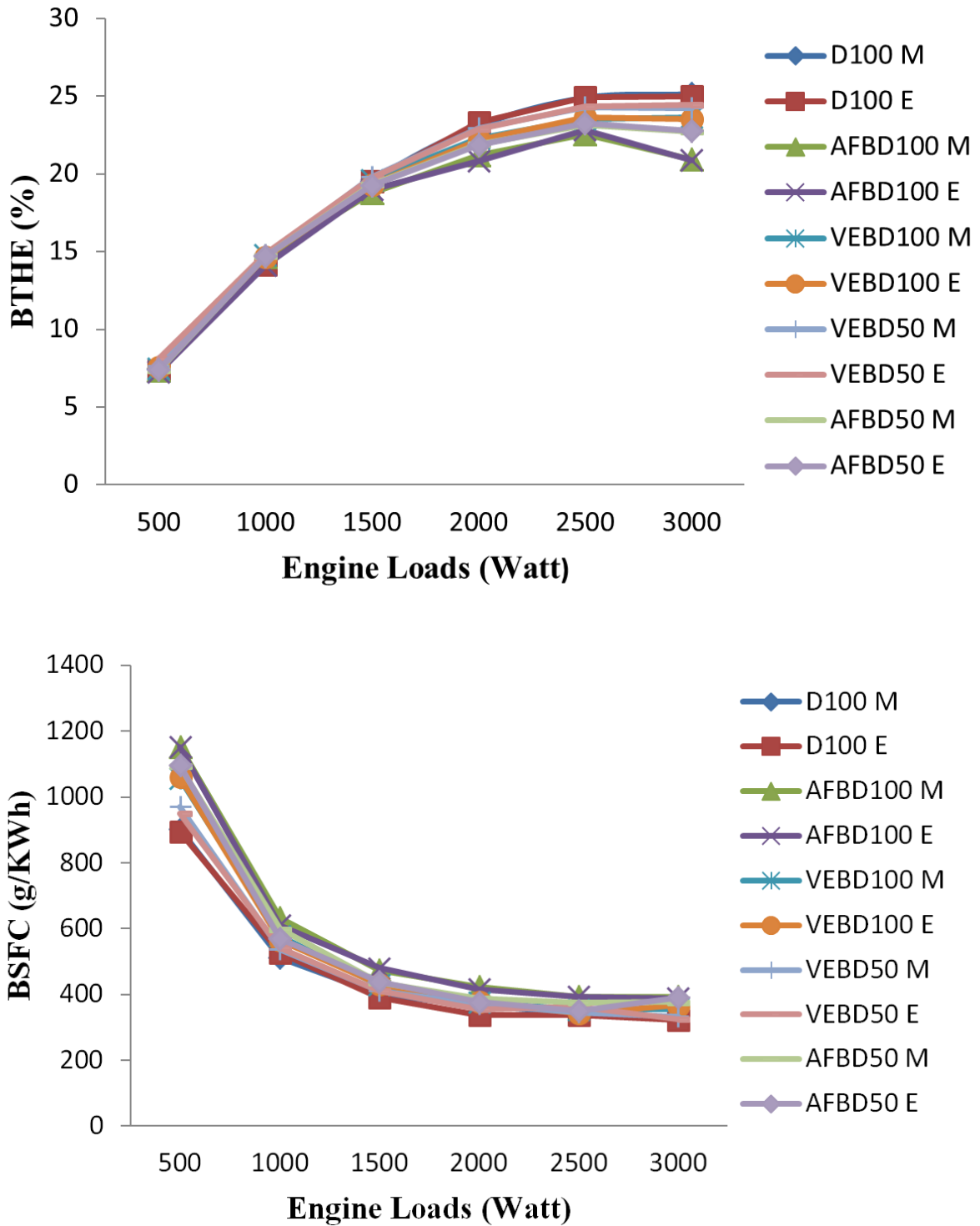
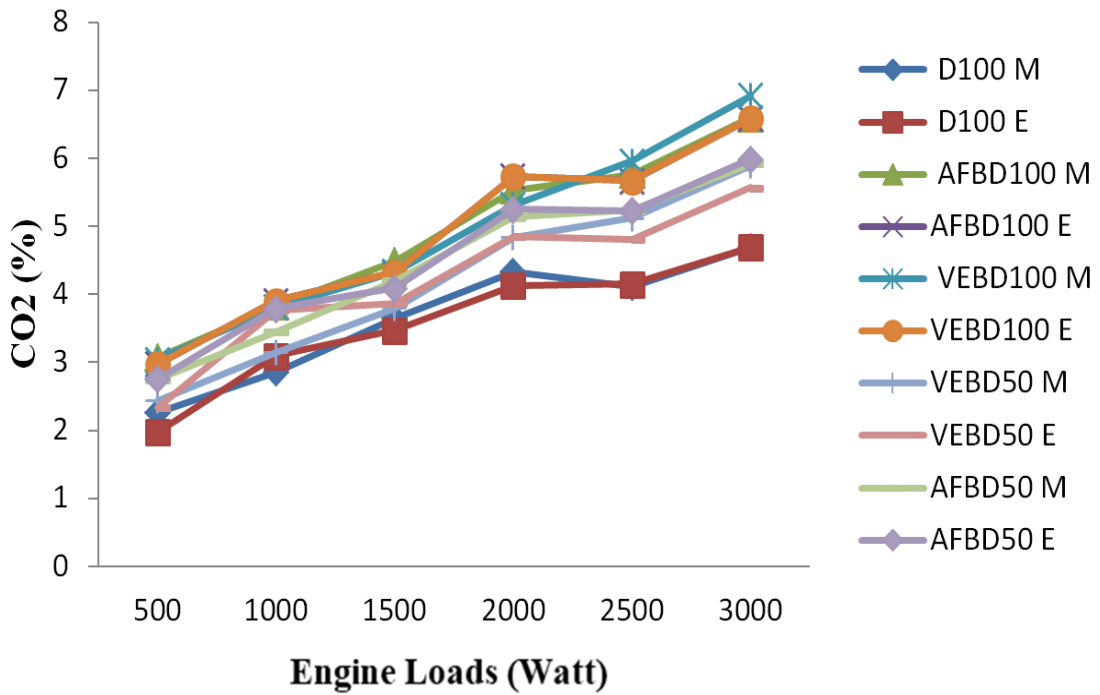
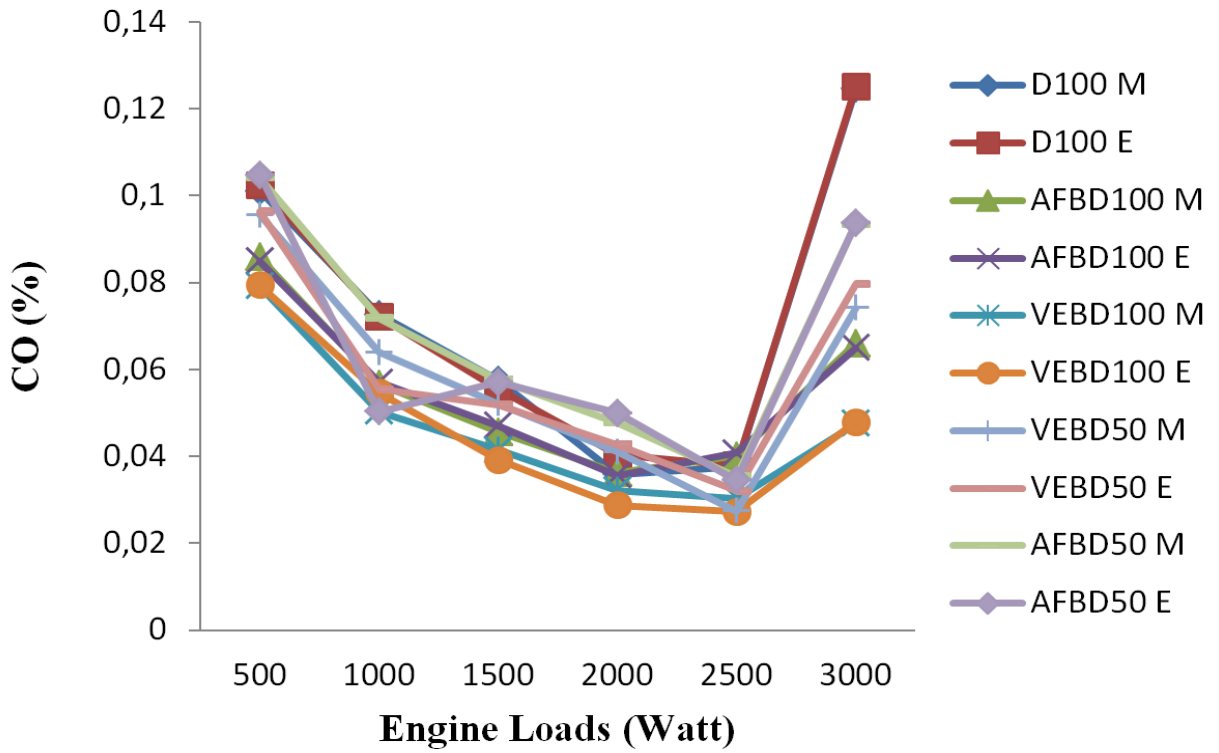
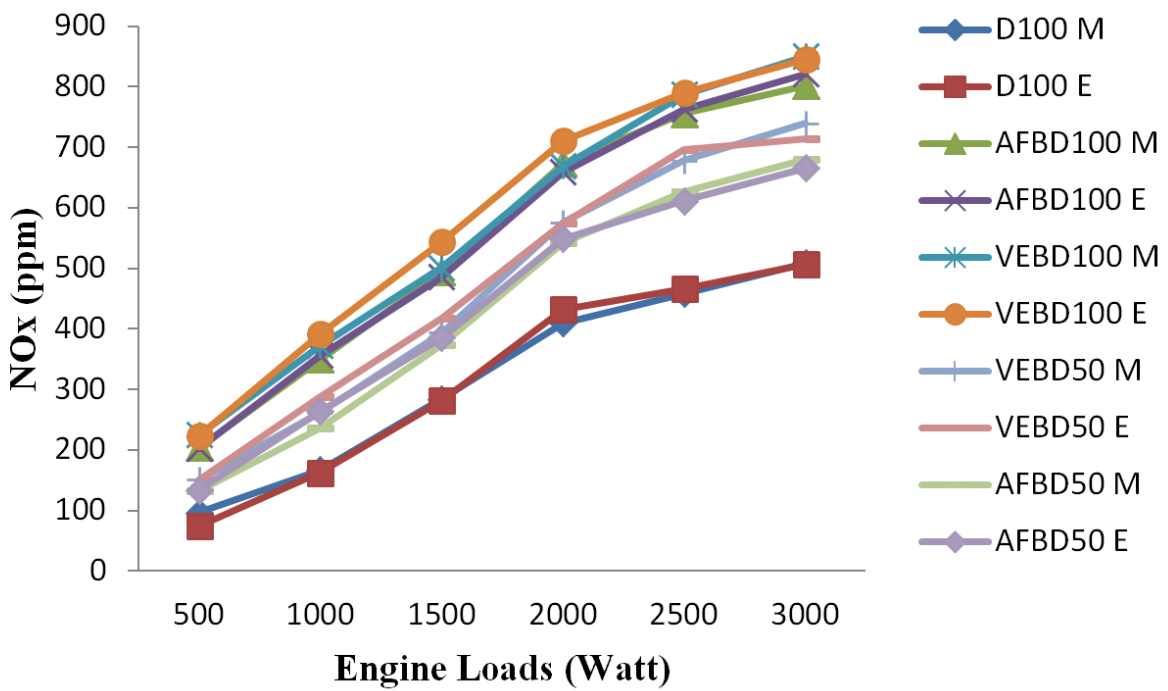
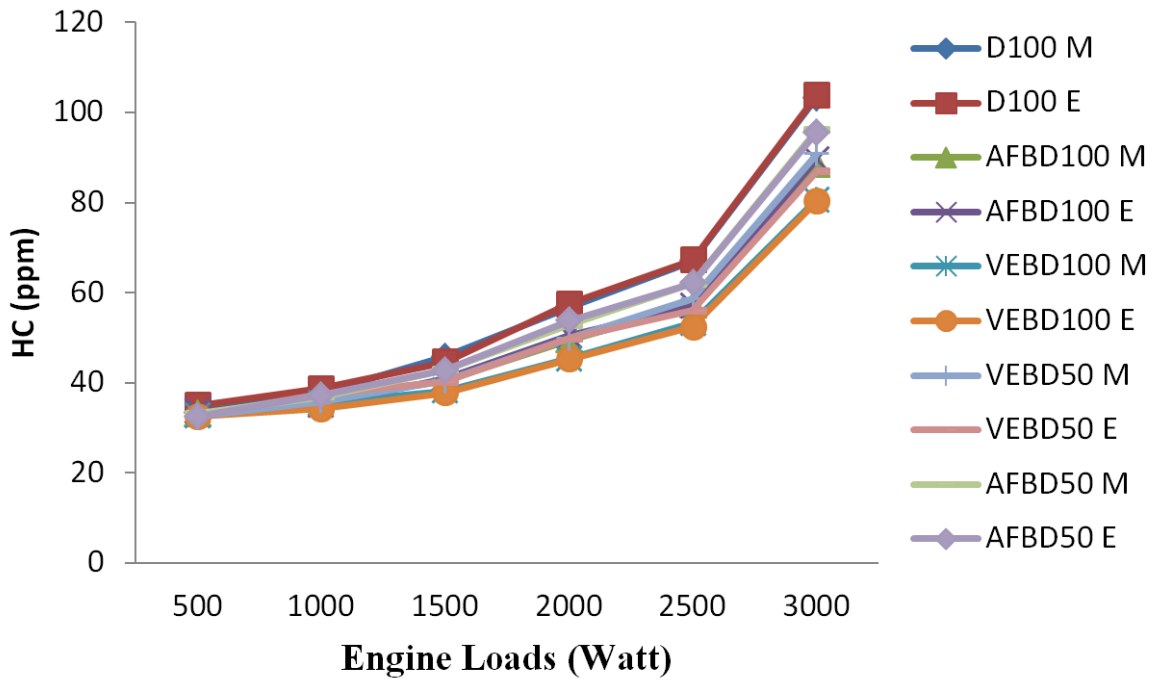


Figure 3.7 : Comparaison entre les performances (BTHE ; BSFC) produites expérimentalement et produites par le modèle RNA.





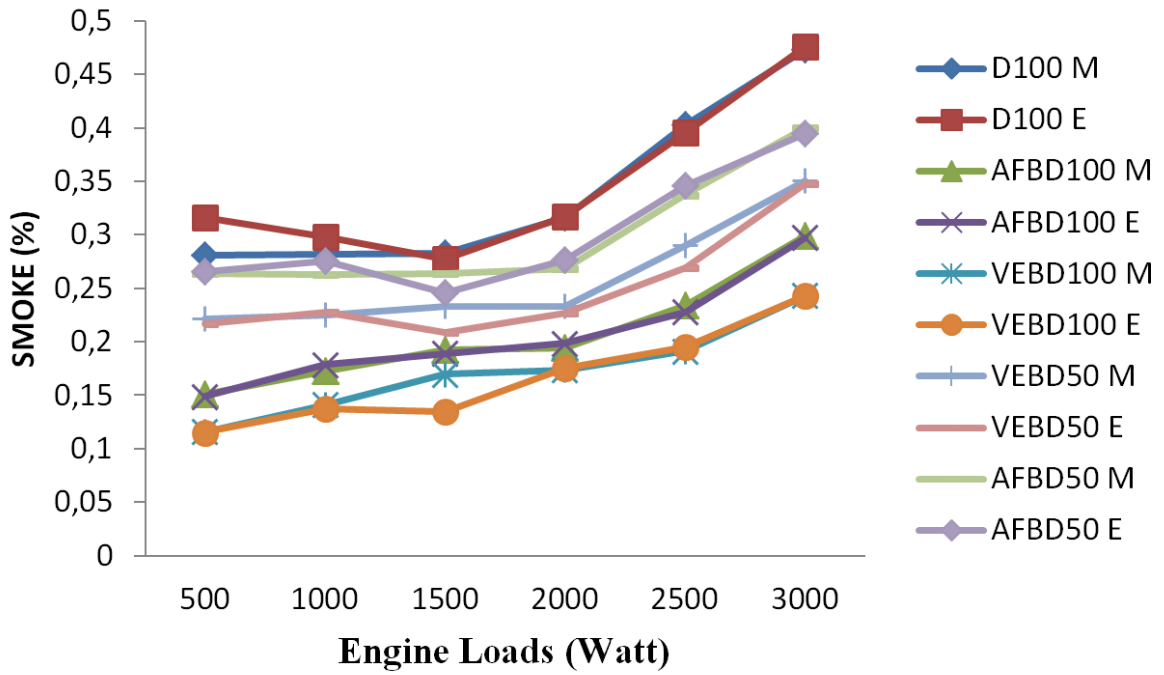


Figure 3.8 : Comparaison entre les émissions (CO ; CO₂ ; HC ; NO_x ; Fumée) produites expérimentalement et produites par le modèle RNA.

3.4. Conclusion :

Les études basées sur des modèles utilisant des réseaux de neurones artificiels ont démontré que cette approche présente une robustesse et une capacité prédictive élevée pour évaluer les performances (BTHE, BSFC) et les émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, Fumée) d'un moteur diesel utilisant un mélange de diesel-biodiesel. Cette méthodologie est appréciée pour sa rapidité et 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 suscité un intérêt croissant en tant que carburant renouvelable et respectueux de l'environnement. Les fabricants de moteurs recherchent des performances optimales pour les moteurs à allumage par compression alimentés par des mélanges diesel-biodiesel à différentes proportions et puissances. Cependant, les tests expérimentaux de tous les scénarios de fonctionnement et de carburant sont coûteux et chronophages, et la complexité des processus moteurs rend cette tâche difficile. Dans ce contexte, la modélisation mathématique s'est avéré un outil essentiel.

Ainsi, nous avons proposé des modèles basés sur l'approche des réseaux de neurones artificiels pour prédire la performance (BTHE ; BSFC) et les émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée) d'un moteur diesel alimenté par des mélange diesel-biodiesel végétal et animal.

Les résultats obtenus ont démontré une excellente corrélation entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites. L'analyse de performance a révélé une grande précision des modèles. En effet, les modèles RNA ont présenté une valeur maximale de R de 0.99847 pour la prédiction des paramètres de performance (BTHE ; BSFC) et une valeur de R de 0.99128 pour la prédiction des caractéristiques d'émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée). Ces valeurs de R indiquent que 99% de la variation totale a été identifiée et expliquée par les modèles, correspondant aux données expérimentales. La proximité de ces valeurs à 1 témoigne de l'efficacité et de la précision élevée des modèles développés, confirmant ainsi leur pertinence et leur adaptabilité. Ces résultats mettent en évidence la robustesse de l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels, qui se distingue par sa vitesse et sa capacité d'apprentissage, pour prédire avec précision la performance (BTHE ; BSFC) et les émissions (CO, CO₂, HC, NO_x, fumée) d'un moteur diesel alimenté par des mélange diesel-biodiesel végétal et animal.

Dans une perspective future, nous recommandons d'inclure davantage de paramètres de fonctionnement et de caractéristiques d'émission dans nos modèles. De plus, nous suggérons d'optimiser ces modèles en combinant les réseaux de neurones artificiels avec des algorithmes génétiques, afin de déterminer la combinaison optimale des paramètres de fonctionnement et du rapport de mélange diesel-biodiesel pour réduire les émissions polluantes et améliorer le rendement du moteur diesel.

Références

Référence :

- [1] Mollenhauer, K., & Tschöke, H. (Eds.). (2010). *Handbook of diesel engines* (Vol. 1). Berlin : Springer.
- [2] Johnson, B. T. (2008). Diesel engine emissions and their control. *Platinum Metals Review*, 52(1), 23-37.
- [3] Knothe, G., & Razon, L. F. (2017). Biodiesel fuels. *Progress in Energy and Combustion Science*, 58, 36-59.
- [4] Ballerini, D., & Alazard-Toux, N. (2006). The biofuels. State of the art, perspectives and challenges of the development; Les biocarburants. Etat des lieux, perspectives et enjeux du developpement.
- [5] LES BIOCARBURANTS, D. S. G. (2008). ETAT DES LIEUX ET PERSPECTIVES. *AGROCARBURANTS ET ENVIRONNEMENT*, 115.
- [18] ANTOINE, O., COPINSCHI, P., HAFNER, M., & LABOUÉ, P. PERSPECTIVES D'ÉVOLUTION DES BIOCARBURANTS JEUX DES ACTEURS ET ENJEUX FONCIERS.
- [6] BOULGHITI, O., HACHEMI, A., KHELAFI, M., & KALLOUM, S. (2020). *PRODUCTION DE BIODIESEL À PARTIR DE L'HUILE DE COTON Au sud-ouest de l'Algérie* (Doctoral dissertation, UNIVERSITE AHMED DRAIA-ADRAR).
- [7] Boulal, A., Khelafi, M., & Djaber, A. (2022). Quality Study of biodiesel produced from Ricinus communis L.(Kharouaa) in southwest Algeria. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, 8(4).
- [8]Y. Djeriri. Les réseaux neurones artificiels. UDL-SBA-2017.
- [9] Zilouchian, A., 2001. Fundamentals of Neural Networks. Intell. Control Syst. Using Soft Comput. Methodol. <https://doi.org/10.1201/9781420058147.ch>.
- [10] Sazli, M. H. (2006). A brief review of feed-forward neural networks. *Communications Faculty of Sciences University of Ankara Series A2-A3 Physical Sciences and Engineering*, 50(01).
- [11] Akbari, M., Asadi, P., Givi, M.K.B., Khodabandehlouie, G., 2014. Artificial neural network and optimization, *Advances in Friction-Stir Welding and Processing*. <https://doi.org/10.1533/9780857094551.543>.

- [12] Medsker, L., & Jain, L. C. (Eds.). (1999). *Recurrent neural networks : design and applications*. CRC press.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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).
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.

- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] Ramalingam, K., Kandasamy, A., Balasubramanian, D., Palani, M., Subramanian, T., Varuvel, E. G., & Viswanathan, K. (2020). Forecasting 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.
- [24] 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.
- [25] Allami, H. A., Tabasizadeh, M., Rohani, A., Nayebzadeh, H., Farzad, A., & Hoseinpour, M. (2023). Modeling and optimization of performance and emission parameters of a diesel engine: A comparative evaluation between date seed oil biodiesel produced via three different heating systems. *Energy Conversion and Management*, 283, 116909.
- [26] Simsek, S., & Uslu, S. (2020). Comparative evaluation of the influence of waste vegetable oil and waste animal oil-based biodiesel on diesel engine performance and emissions. *Fuel*, 280, 118613.