

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Saad DAHLAB BLIDA 1

Faculté de Technologie

Département Génie des Procédés



Mémoire de fin d'études

En vue de l'option du diplôme de

MASTER EN GENIE DES PROCEDES

Spécialité : Génie Chimique

Intitulé du mémoire

**Etude de l'impact du séchage sur la coloration de la sauge
(*Salvia officinalis* L.) et la modélisation de la cinétique du
séchage.**

Présenté par:

Mme.Benbrahim Samah

Mme.Bouaiache Meriem

Encadré par:

Mr. BOUTOUMI Hocine

Promotion 2025

ملخص

يهدف هذا العمل إلى دراسة تأثير التجفيف الحراري على الخصائص اللونية لأوراق نبات المريمية (*Salvia officinalis* L.) ، بالإضافة إلى نمذجة حركية التجفيف باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (RNA).

تم تنفيذ التجارب تحت درجات حرارة مختلفة (40، 50، و 60 °C) و بسرعات هواء متنوعة (0.5، 1، و 2 م/ثا)، حيث تم تتبع تطور المحتوى المائي النسبي (X^*) للأوراق خلال الزمن. كما تم تقييم تأثير هذه الظروف على جودة النبات من خلال قياس تركيز أصباغ الكلوروفيل بعد عملية التجفيف.

اعتمد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية على بيانات التجارب، وتم بناؤه باستخدام برنامج MATLAB. أظهر النموذج دقة عالية في التنبؤ بقيم المحتوى المائي، حيث بلغ معامل الارتباط $R = 0.9995$ ، والخطأ التربيعي المتوسط $MSE = 0.00044248$ ، مما يدل على كفاءته في تمثيل السلوك الديناميكي للتجفيف والمساعدة في تحسين ظروف التشغيل مع الحفاظ على الخصائص النوعية للنبات.

كلمات مفتاحية: المريمية، التجفيف، الكلوروفيل، النمذجة الرياضية، الشبكة العصبية الاصطناعية.

Résumé

Ce travail a pour objectif d'étudier l'effet du séchage thermique sur les caractéristiques colorimétriques des feuilles de sauge (*Salvia officinalis* L.), ainsi que de modéliser la cinétique de séchage à l'aide des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Des expériences ont été réalisées à différentes températures (40, 50 et 60 °C) et vitesses d'air (0.5, 1 et 2 m/s), avec un suivi de l'évolution de la teneur en eau réduite (X^*) au cours du temps. L'impact de ces conditions sur la qualité du produit a été évalué à travers la mesure des concentrations en pigments chlorophylliens après séchage.

Le modèle de réseau de neurones a été développé sur MATLAB à partir des données expérimentales. Il a montré une excellente précision de prédiction avec un coefficient de corrélation $R = 0.9995$ et une erreur quadratique moyenne $MSE = 0.00044248$, démontrant ainsi son efficacité dans la modélisation du séchage et l'optimisation des conditions opératoires tout en préservant la qualité de plante.

Mots Clé : *Salvia officinalis* L., séchage, chlorophylle, modélisation mathématique, Réseau de neurones artificiels.

Abstract

This study aims to evaluate the effect of thermal drying on the color characteristics of sage leaves (*Salvia officinalis* L.) and to model the drying kinetics using artificial neural networks (ANN).

Experiments were conducted at different temperatures (40, 50, and 60 °C) and air velocities (0.5, 1, and 2 m/s), by tracking the evolution of the reduced moisture content (X^*) over time. The impact of drying conditions on product quality was assessed through the measurement of chlorophyll pigment concentrations after drying.

The neural network model was developed using MATLAB based on the experimental data. It demonstrated high prediction accuracy, with a correlation coefficient of $R = 0.9995$ and a mean squared error of $MSE = 0.00044248$, confirming its effectiveness in modeling the drying process and optimizing the operational conditions while preserving the quality of the plant material.

Key words: *Salvia officinalis* L, drying, chlorophyll, mathematical modeling, artificial neural network.

REMERCIEMENTS

Nous exprimons avant tout notre profonde à ALLAH qui nous a donné la force, la persévérance et la volonté de mener à bien ce travail et d'atteindre cette étape précieuse de notre parcours éducatif.

Ce mémoire est l'aboutissement d'un long cheminement qui n'aurait pas été possible sans le soutien et l'accompagnement de plusieurs personnes, auxquelles nous souhaitons exprimer notre profonde gratitude.

*Nos sincères remerciements s'adressent tout d'abord à notre encadrant, **Pr. Boutoumi Hocine**, pour sa bienveillance, ses conseils avisés et son encadrement précieux tout au long de cette recherche. Son expertise et son engagement ont été une source d'inspiration et un véritable moteur pour mener à bien ce travail.*

*Nous exprimons notre profonde gratitude au **Dr. Boutahraoui Issam** pour son soutien et les services précieux qu'il nous a offerts tout au long du travail pratique, ayant grandement contribué à la réussite de ce projet.*

Nous exprimons également notre reconnaissance à nos collègues et amis, dont le soutien moral et intellectuel nous a été d'une grande aide tout au long de cette aventure scientifique.

Enfin, nous souhaitons témoigner toute notre gratitude aux enseignants du département de Génie des Procédés, pour la qualité de leur enseignement et leur engagement dans notre formation, qui ont constitué un socle essentiel dans notre développement scientifique et professionnel.

*À toutes ces personnes, nous disons un immense **merci**.*

Dédicaces

À moi-même...

*À cette belle âme qui a résisté à la fatigue, surmonté les déceptions et
affronté les défis dans le silence et avec constance...*

Merci à moi, de ne pas avoir abandonné, car malgré tout, je suis arrivée.

Tout cela, c'est grâce à toi. Je suis fière de toi.

*À ceux qui ont marqué ma vie et rendu ce parcours plus beau, je dédie ce
travail avec amour et gratitude.*

*À mes chers parents, Vous êtes ma plus grande source de force et
d'inspiration. Votre amour inconditionnel, vos sacrifices et votre
accompagnement sans faille m'ont donné l'énergie nécessaire pour avancer
et surmonter chaque épreuve. Ce mémoire est le fruit de votre soutien
indéfectible.*

*À mon frère et ma sœur, Merci pour votre affection, votre présence
rassurante et vos encouragements constants. Vous êtes l'écho de ma
force.*

*À mes amis proches, À ceux qui ont partagé avec moi cette belle
aventure, les moments de doute comme les instants de réussite. Votre
amitié et votre solidarité ont rendu ce parcours plus enrichissant et plus
agréable. Merci pour votre soutien, vos paroles réconfortantes et ces
souvenirs qui graveront dans mon cœur que nous avons partagés.*

*À mon fiancé, Merci pour votre patience, votre soutien et votre présence
rassurante à chaque étape de ce projet. Ton amour et vos
encouragements ont été pour moi une source de motivation inestimable.
Tes prières et votre foi en moi ont été ma plus grande force.
À tous, merci d'avoir été là, merci d'avoir illuminé mon chemin.*

Samah

Dédicaces

*Je dédie ce modeste de travail, avant tout, à «
vous » mes très chers parents, pour leur soutien et
leur sacrifice tout au long
de mon parcours et qui ont cru en moi,
que Dieu leur accorde une longue vie,
encore une fois*

Merci !!

Je vous aime beaucoup.

Mes chers frères Abdallah, Adlane

et ma Chère sœur Oumayma.

Mes chers amies samah, fella et sarah

Mes chers cousines imen, afaf, wassila et asma

*Des fois les mots ne suffisent pas pour exprimer
tout le bien qu'on ressent !*

A tous ceux que je porte dans mon cœur.

Meriem

Table des matières

Table des matières	I
Liste des figures	VI
Liste des tableaux	VIII
Liste des abreviations	IX
Introduction générale	1
Chapitre 1: Généralités sur le séchage	
1.1. Introduction	4
1.2. Définition et généralités sur le séchage	5
1.3. Type de séchage	6
1.3.1. Séchage par ébullition	6
1.3.2. Le séchage par entraînement	7
1.4. Grandeurs caractéristiques	7
1.4.1. Grandeurs relatives de l'air humide	7
1.4.1.1. Humidité	7
1.4.1.2. Humidité absolue H_a	8
1.4.1.3. Humidité relative H_r	8
1.4.1.4. Degré de saturation	8
1.4.1.5. Température caractéristiques de l'air humide	8
1.4.1.5.1. Température du bulbe sec T_s	9
1.4.1.5.2. Température humide T_h	9
1.4.1.5.3. Température de rosée T_r	9
1.4.2. Grandeurs relatives de solides humide	9
1.4.2.1. Description du solide humide	9
1.4.2.2. Humidité Absolue (Teneur en eau)	10

1.4.2.3. Humidité relative (Titre en eau)	10
1.4.2.4. Activité en eau d'un produit	11
1.4.2.5. Isothermes de sorption	12
1.4.2.6. Hygroscopicité	13
1.5. Modes de séchage	13
1.5.1. Séchage par convection (direct)	14
1.5.2. Séchage par conduction (indirect)	14
1.5.3. Séchage par rayonnement	15
1.6. Cinétique de séchage	15
1.6.1. Interprétation des courbes de séchage	15
1.6.1.1. Phase transitoire (Période de mise en température "région a")	17
1.6.1.2. Phase de séchage à vitesse constante (Période à allure constante "région b")	17
1.6.1.3. Phase de séchage à vitesse décroissante (Période de ralentissement "région c")	18
1.6.2. Influence des paramètres de l'air sur la cinétique de séchage	19
1.6.2.1. Influence de la température de l'air	19
1.6.2.2. Influence de la vitesse de l'air	19
1.6.2.3. Influence de l'humidité de l'air	19
1.7. Modélisation des cinétiques de séchage	19
1.7.1. Définition	19
1.7.2. Le rôle et l'importance de modèles mathématiques de séchage	19
1.7.3. Les modèles basés sur les transferts couplés de chaleur et de masse	20
1.7.4. Les modèles diffusifs	20
1.7.5. Les modèles semi- empiriques et empiriques	20
1.8. Conclusion	23

Chapiter 2: Les réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction	24
-------------------	----

2.2. Historique des réseaux de neurones artificiels (RNA)	25
2.3. Définition et principe de base des RNA	26
2.4. Notions de base sur les réseaux de neurones artificiels	26
2.4.1. Le neurone biologique	27
2.4.2. Le fonctionnement du neurone	28
2.4.3. Neurone artificiel (neurone formel)	29
2.4.3.1. La fonction d'activation	31
2.5. Définition des réseaux de neurones	32
2.6. Principe des réseaux de neurones	32
2.7. Fonctionnement des réseaux de neurones	33
2.8. Types de réseaux de neurones	33
2.8.1. Les réseaux de neurones artificiels (ANN)	33
2.8.1.1. Architecture des réseaux de neurones artificiels	33
2.8.2. Les réseaux de neurones non bouclés (MLP)	34
2.8.3. Les réseaux de neurones bouclés (RNN)	35
2.8.4. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)	35
2.9. Apprentissage	35
2.9.1. Type d'apprentissage	36
2.9.2. Règles d'apprentissage	36
2.10. Domaines d'applications des réseaux de neurones	37
2.11. Avantages et inconvénients de RNA	39
2.11.1. Avantages des réseaux de neurones	39
2.11.2. Inconvénients des réseaux de neurones	39
2.12. Construction d'un réseau de neurones artificiels	40
2.13. Conclusion	42
 Chapiter 3: Présentation de La sauge(<i>Salvia officinalis</i> L.)	
3.1. Introduction	43

3.2. Historique de <i>Salvia</i>	44
3.3. Le genre <i>Salvia</i>	44
3.4. Définition de la Sauge	45
3.5. Noms vernaculaires et scientifiques	45
3.6. Classification	45
3.7. Origine et Distribution	46
3.8. Description de <i>Salvia</i>	46
3.9. Usage de la Sauge	47
3.9.1. Usages médicaux et pharmaceutiques de <i>Salvia officinalis</i>	47
3.9.2. Usages cosmétiques de <i>Salvia officinalis</i>	48
3.9.3. Usages alimentaires de <i>Salvia officinalis</i>	48
3.10. Récolte et conservation de <i>Salvia officinalis</i>	49
3.11. Principaux constituants de la sauge	49
3.12. Toxicologie de la sauge	50
3.13. Conclusion	51

Chapitre 4: Matériels et méthodes

4.1. Matériel végétal	52
4.2. Produits chimiques	52
4.3. Appareillage utilisé	52
4.3.1. Matériel de séchage des feuilles de <i>Salvia</i>	52
4.3.2. Matériel de blanchiment	53
4.3.3. Matériel de l'analyse de chlorophylle	53
4.4. Mode opératoire	54
4.4.1. Opération de blanchiment	54
4.4.2. Opération de séchage	54
4.4.3. Analyse de chlorophylle	54

Chapitre 5: Résultats et discussion la modélisation de la cinétique du séchage de la sauge par RNA

5.1. Détermination de la masse sèche	56
5.2. Cinétique de séchage	56
5.2.1. Les Courbes de séchage	57
5.3. Analyse de chlorophylle	59
5.3.1. Absorbance du chlorophylle	59
5.3.2. Les concentrations des pigments du chlorophylle	61
5.4. Modélisation la cinétique de séchage par RNA	62
5.4.1. Source de la base de données	62
5.4.2. Choix des variables d'entrée et de sortie du modèle RNA	62
5.4.3. Préparation des données	63
5.4.4. Propriétés des réseaux établis	63
5.5. Les étapes de la modélisation du procédé de séchage par MATLAB R2015b	64
5.6. Les étapes de modélisation RNA par Matlab	67
5.7. Résultat et discussion	70
5.8. Conclusion	75
Conclusion générale	77
Références bibliographiques	71

Liste des figures

Figure 1.1: Description du solide humide	10
Figure 1.2: Variation de la teneur en humidité en fonction du temps	16
Figure 1.3: Courbe typique de taux de séchage	16
Figure 1.4: Périodes du séchage	17
Figure 2.1: Origine des réseaux de neurones	27
Figure 2.2: Neurone biologique	28
Figure 2.3: Modèle d'un neurone artificiel	30
Figure 2.4: Types de fonctions d'activation	32
Figure 2.5: Réseaux de neurone artificiel	34
Figure 3.1: Aspect de la plante <i>Salvia</i>	47
Figure 3.2: Les feuilles de <i>Salvia</i>	47
Figure 3.3: Les fleurs de <i>Salvia officinalis</i>	47
Figure 3.4: Les graines de <i>Salvia</i>	47
Figure 4.1: Photo de <i>Salvia officinalis</i> L.	52
Figure 4.2 : A.Balance, B.Etuve, C.Anémomètre	53
Figure 4.3: Spectrophomètre UV-VISIBLE	53
Figure 5.1: Feuilles de <i>Salvia</i> avant le séchage	56
Figure 5.2: Feuilles de <i>Salvia</i> après le séchage	56
Figure 5.3: Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 0.5 m/s)	
Erreur ! Signet non défini.	
Figure 5.4: Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 1m/s)	
Erreur ! Signet non défini.	
Figure 5.5: Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 2m/s)	58
Figure 5.6: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) à différentes températures (40,50,60 C°) à vitesse=0.5m/s	59

Figure 5.7: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) différentes températures (40,50,60 C°) à vitesse=1m/s	60
Figure 5.8: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) à différentes températures (40,50,60 C°) à vitesse=2m/s	60
Figure 5.9: Logiciel Matlab 2015b	65
Figure 5.10: Importe les données de fichier Excel à Matlab	66
Figure 5.11: Importe la matrix d'entrée à le modèle RNA(Temps, Température, Vitesse)	66
Figure 5.12: Importe la matrix de sortie à le modèle RNA(La teneur en eau)	66
Figure 5.13: Création et configuration d'un réseau de neurones artificiels dans MATLAB à l'aide de l'outil Neural Network Fitting	68
Figure 5.14: Gestionnaire de données de réseau neural (nntool)	68
Figure 5.15: Schéma représentatif de l'architecteur de RNA	69
Figure 5.16: Fenetre de entrainement de RNA	69
Figure 5.17: Courbe de performance de l'apprentissage du réseau de neurones basée sur l'erreur quadratique moyenne (MSE)	70
Figure 5.18: Courbe de régression linéaire entre les données prédites (output) par le RNA optimisé avec les données expérimentales (Target) pour (a) l'apprentissage, (b) la validation, (c) le test et (d) toutes les données	71
Figure 5.19: Les valeurs de la teneur en eau (output) prédite	72
Figure 5.20: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=0.5m/s	72
Figure 5.21: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=1m/s	73
Figure 5.22: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=2m/s	73

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Modèle mathématique	21
Tableau 2.1: Correspondance neurone biologique/neurone artificiel	30
Tableau 5.1: Les concentrations des pigments (chla, chlb, carot, chlt) mesurées	61
Tableau 5.2: Dimensions de la matrice des données	63
Tableau 5.3: Structure du RNA utilisé pour la modélisation de la cinétique de séchage	64

Liste des abreviations

ABRÉVIATION	SIGNIFICATION
RNA/ANN	Réseau de neurone artificiel
PMC	Perceptron multicouche
MLP	Multilayer perceptron
MSE	Erreur quadratique moyenne
PAM	Plantes aromatiques et médicinales
NNTOOL	Neural network tool
MATLAB	Matrice Laboratory
RNN	Recurrent neural network
CNN	Convolutional neural network
RSM	Response surface methodology
R	Coefficient de corrélation

Introduction générale

Introduction générale

Les plantes médicinales sont largement utilisées dans divers domaines, notamment l'industrie pharmaceutique et alimentaire. Grâce à leurs composés actifs aux propriétés thérapeutiques, elles nécessitent un traitement soigneux après la récolte afin de préserver leur qualité. Parmi ces traitements, le séchage joue un rôle clé dans la stabilisation des principes actifs et la conservation de leurs effets bénéfiques [1].

Le séchage est l'une des méthodes les plus couramment employées pour la conservation des plantes médicinales après la récolte. Il permet de préserver rapidement leurs propriétés thérapeutiques de manière simple et efficace. Cependant, cette opération représente entre 30 % et 50 % des coûts totaux de production des plantes médicinales, ce qui rend essentiel le contrôle des conditions de séchage pour optimiser son efficacité et réduire les dépenses. Afin de préserver les composés actifs, il est recommandé d'utiliser des températures relativement basses, bien que cela prolonge la durée du séchage. Ainsi, l'équilibre entre la qualité du produit et l'efficacité du séchage reste un défi majeur dans ce domaine [1].

Les opérations post-récolte, telles que la collecte et le séchage des plantes médicinales, peuvent influencer la contamination microbienne. Cependant, des études ont démontré que l'utilisation de séchoirs à bande transporteuse permet de réduire progressivement la charge bactérienne, les levures et les moisissures tout au long du processus de séchage. En revanche, dans les séchoirs à lit fixe, la charge microbienne peut augmenter dans les couches supérieures, tandis qu'aucune variation significative n'a été observée dans les couches inférieures. Ces résultats soulignent l'importance des technologies de séchage modernes pour contrôler la contamination microbienne et garantir une qualité optimale des plantes médicinales destinées à un usage pharmaceutiques [1].

Dans ce contexte le séchage l'air chaud (thermique) est l'un des procédés les plus connus et répandus dans l'industrie pour préserver la qualité des produits et réduire leur teneur en eau. Cependant, cette méthode présente certains inconvénients, notamment une efficacité énergétique relativement faible et un temps de séchage prolongé, en particulier durant la phase de diminution du taux de séchage, en raison de la faible conductivité thermique des matériaux alimentaires à ce stade [2].

Les valeurs des conditions opératoires du processus de séchage varient en fonction des objectifs visés, d'où la nécessité de modéliser le processus à l'aide d'approches

mathématiques adaptées. Plusieurs modèles empiriques sont couramment utilisés pour l'étude du séchage, notamment le modèle de Newton, le modèle de Henderson et Pabis, le modèle de Page, le modèle logarithmique, le modèle à deux termes, le modèle exponentiel à deux termes, le modèle de Wang et Singh et le modèle parabolique. En outre, un modèle théorique basé sur la loi de Fick de la diffusion permet de simuler le processus de séchage en couche mince lorsque les conditions de fonctionnement restent constantes.

Certaines études ont exploré le séchage intermittent, en développant des modèles mathématiques fondés sur des principes théoriques, mais sans solution analytique directe, ce qui rend leur résolution chronophage en raison de la complexité du modèle, du logiciel utilisé et des performances de l'ordinateur. Toutefois, il subsiste un besoin de modèles mathématiques plus précis pour décrire le séchage intermittent avec plus de rigueur.

Néanmoins, la complexité des modèles mathématiques conventionnels et la nécessité de mieux comprendre les phénomènes de séchage ont conduit à l'exploration de nouvelles approches de modélisation, notamment celles basées sur l'intelligence artificielle, à cet égard les réseaux de neurones artificiels (RNA) offrent une alternative efficace pour modéliser des systèmes complexes dont la relation entre les entrées et les sorties n'est pas clairement définie par des équations mathématiques. Cette approche repose sur l'analyse des données expérimentales, plutôt que sur la compréhension détaillée des phénomènes physiques et chimiques, ce qui permet de réduire considérablement le temps de calcul nécessaire à la résolution des modèles mathématiques conventionnels.

Ces modèles s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques, leur permettant d'ajuster leurs poids à partir d'un apprentissage basé sur des exemples de données. Les réseaux de neurones artificiels ont démontré une excellente capacité de prédiction, surpassant parfois les modèles de diffusion traditionnels ainsi que certaines méthodes statistiques, comme la méthodologie de surface de réponse (RSM), pour analyser l'influence des paramètres de fonctionnement sur la qualité du séchage [3].

L'objectif visé par ce travail est l'étude de l'impact du séchage sur la coloration de la sauge et la modélisation de la cinétique de séchage sur (*Salvia officinalis* L.) afin d'améliorer les performances des procédés existants.

Notre mémoire a été faite au laboratoire de génie chimique, université de Blida 1 :

L'étude s'étale sur cinq chapitres et une conclusion générale.

Le premier chapitre : regroupe des généralités sur le séchage et consacré à une étude bibliographique donnant les principales définitions et notions de base concernant le séchage, l'activité de l'eau, l'humidité et un bilan de connaissances sur la cinétique de séchage, en expliquant toutes les phases de séchage. Et enfin, un aperçu succinct sur la modélisation de la cinétique de séchage et les modèles qui y sont associés.

Le deuxième chapitre : constitue l'un des éléments les plus importants de cette étude, où nous avons abordé en détail les réseaux de neurones artificiels (RNA), en mettant l'accent sur les notions de base et les concepts essentiels à leur compréhension.

Le troisième chapitre : aborde une étude complète de la plante médicinale choisie, *Salvia officinalis* L, en mettant l'accent sur ses propriétés et caractéristiques en détail.

Le quatrième chapitre : présente le matériel et les matériaux utilisés ainsi que les protocoles suivis durant notre travail pratique pour appliquer la modélisation.

Le cinquième chapitre : est consacré aux résultats et à la discussion, ainsi qu'à la modélisation du séchage de la sauge à l'aide des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Enfin, l'étude aboutit à une conclusion générale qui combine les résultats extraits et les recommandations futures qui peuvent contribuer au développement de ce domaine.

Chapitre 1

Généralités sur le séchage

1.1. Introduction

La détérioration des produits agroalimentaires peut survenir à différentes étapes, notamment lors de la récolte, du transport, du stockage et du traitement. Cette altération est souvent causée par des manipulations inadéquates ou par des facteurs physiques, chimiques et microbiologiques. Elle se manifeste principalement durant les phases de transformation et de conservation. Pour prévenir ces altérations et préserver la qualité des produits, diverses méthodes de conservation sont mises en place.

Ces dernières années, les pertes post-récolte des denrées alimentaires et agricoles ont considérablement diminué grâce aux avancées technologiques dans les techniques de conservation. Parmi ces méthodes, on retrouve le séchage, la congélation, le salage, la mise en conserve ou encore l'emballage sous vide. Toutefois, le séchage demeure la technique la plus privilégiée, notamment en raison de ses avantages économiques [4].

Le séchage est un processus qui met en jeu à la fois un transfert de chaleur et un transfert de masse. [5], C'est une méthode largement utilisée pour conserver les produits agroalimentaires en réduisant leur teneur en eau à un niveau suffisant pour empêcher le développement des micro-organismes. Cela permet un stockage prolongé dans des conditions ambiantes. Pour assurer un séchage efficace, il est essentiel d'optimiser l'apport de chaleur afin d'obtenir un produit de qualité tout en minimisant la consommation énergétique globale [6].

Le séchage joue un rôle essentiel dans la chaîne de production des plantes médicinales, permettant leur conservation et leur valorisation. À l'état frais, ces plantes contiennent une teneur élevée en humidité, ce qui favorise le développement d'activités microbiologiques indésirables. En effet, l'eau présente dans les plantes possède des propriétés similaires à celles de l'eau pure et constitue un milieu propice aux réactions chimiques, enzymatiques et microbiennes, pouvant altérer leur qualité et leur valeur nutritionnelle.

L'objectif principal du séchage est donc d'éliminer l'excès d'eau afin de stabiliser les produits biologiques. Cependant, ce processus engendre simultanément divers changements susceptibles d'affecter la qualité globale des plantes médicinales. En général, le séchage entraîne une altération des caractéristiques visuelles, organoleptiques et fonctionnelles, influençant directement la qualité finale du produit. Parmi les modifications les plus courantes figurent des changements de couleur, une perte d'arôme,

des variations de texture, une diminution de la teneur en huiles essentielles, ainsi que des déformations et fissures. Ces altérations résultent principalement de l'élévation de la température et de l'élimination progressive de l'humidité.

Ainsi, pour préserver au mieux les propriétés des plantes médicinales, il est essentiel d'adopter des stratégies de séchage adaptées et de maîtriser les paramètres du processus. Une optimisation rigoureuse de ces paramètres permet non seulement d'obtenir un produit final de qualité, mais aussi de réduire la consommation énergétique du procédé [7].

Notamment dans le séchage thermique La température de séchage joue un rôle déterminant dans la préservation de la qualité des plantes médicinales. En général, il est recommandé d'utiliser des températures comprises entre 30 et 50°C afin de préserver les composés actifs et limiter la perte des huiles essentielles. Toutefois, cette approche prolonge le temps de séchage et réduit l'efficacité des installations [1].

Ce chapitre vise donc à approfondir la compréhension des principes fondamentaux du séchage. Il explore les concepts de base du séchage, les propriétés de l'air humide et des matériaux solides humides, ainsi que les différentes méthodes de séchage et leur cinétique. Enfin, une attention particulière sera accordée à la modélisation du séchage, permettant une meilleure prédiction et un contrôle optimisé de ce processus.

1.2. Définition et généralités sur le séchage

Séchage est une étape essentielle qui intervient après les différentes opérations unitaires de traitement d'un solide. Son objectif principal est l'élimination, par vaporisation, de l'eau contenue dans un produit, qu'il soit sous forme liquide ou solide, afin d'obtenir un matériau final avec une faible teneur en humidité résiduelle. Il peut être défini comme un procédé thermique permettant de séparer totalement ou partiellement un liquide imprégnant un corps dit "humide", principalement l'eau, par évaporation. Bien que le produit obtenu soit considéré comme "sec", il peut encore contenir une certaine quantité d'humidité [8].

Le séchage thermique, quant à lui, est un processus complexe impliquant des phénomènes simultanés de transfert de chaleur et de masse. Ce procédé joue un rôle clé dans la conservation des produits agroalimentaires en réduisant leur teneur en eau jusqu'à des niveaux permettant un stockage optimal dans des conditions spécifiques [9].

Dans l'industrie, le séchage est largement employé dans divers domaines, notamment :

- le séchage des matériaux de construction tels que le bois, les briques et les céramiques avant cuisson, ainsi que des carreaux de plâtre et des matériaux isolants.
- le séchage du papier, qui implique une étape de transformation de la pulpe humide.
- l'élimination de l'humidité des produits chimiques solides issus de procédés en milieu liquide, comme la précipitation, la cristallisation ou la concentration.
- le séchage des boues d'épuration et de divers sous-produits industriels.
- le séchage des textiles après lavage ou teinture.
- la mise en forme de poudres et la granulation de produits tels que les engrais et les détergents [10].

Les objectifs du séchage varient en fonction du secteur d'application. Il permet notamment :

- d'assurer la stabilité du produit, comme dans le cas du bois.
- de réduire le volume des matériaux et d'en faciliter le transport.
- de conférer au produit une forme spécifique, comme les granulés ou les filaments [10].

1.3. Type de séchage

Il existe deux principaux mécanismes pour éliminer l'eau d'un produit : l'ébullition et l'entraînement. La méthode la plus simple consiste à chauffer le produit jusqu'à la température P_d d'ébullition de l'eau afin de provoquer son évaporation. Toutefois, pour éviter une altération excessive de la qualité du produit tout en assurant une déshydratation efficace, il est souvent préférable de travailler à une température plus basse en utilisant l'air comme agent d'entraînement. Quelle que soit la technique de séchage employée, les échanges entre l'air et le produit dépendent de la pression de vapeur d'eau présente dans ce dernier [10].

1.3.1. Séchage par ébullition

Dans ce contexte, l'élimination de l'eau d'un matériau repose sur le phénomène d'ébullition. Celle-ci se produit lorsque la température du matériau atteint un niveau tel que la pression de vapeur d'eau en équilibre avec ce dernier, notée P_v , devient égale à la pression ambiante totale P_t , soit :

$$P_v = P_t \quad (1.1)$$

Ainsi, la température d'ébullition $T_{éb}$ est influencée à la fois par la pression totale et par l'activité de l'eau, conformément à la relation suivante :

$$P_v = a_e \cdot P_s(T) = P_t \quad (1.2)$$

Où $P_s(T)$ représente la pression de vapeur saturante de l'eau pure à la température T du matériau.

Ce type de séchage est caractéristique des procédés impliquant un contact direct avec un flux thermique intense, une atmosphère saturée en vapeur (ou avec un faible débit d'air), ainsi que du séchage utilisant de la vapeur d'eau surchauffée ou encore d'autres méthodes où le rayonnement thermique joue un rôle prépondérant [10].

1.3.2. Le séchage par entraînement

Le séchage par entraînement est le moyen de séchage le plus universel, tous produits et secteurs alimentaires confondus (lait, œuf, charcuterie, céréales et produits végétaux, fruits, etc.) [9]. Consiste à placer un produit humide dans un flux de gaz (généralement de l'air) suffisamment chaud et sec, ce qui crée une différence de température et de pression partielle de la vapeur d'eau. Cela entraîne deux phénomènes :

- Le gaz fournit au produit une partie de l'énergie nécessaire à l'élimination de l'eau.
- L'eau s'évapore sans atteindre l'ébullition, en raison du gradient de pression partielle de la vapeur d'eau. La vapeur ainsi formée est transférée du produit vers l'environnement ambiant par diffusion et convection, puis est entraînée par le flux de gaz.

Dans ce processus, la température de surface du produit reste toujours inférieure ou égale à celle de l'air, et donc nettement inférieure à la température d'ébullition de l'eau [10].

1.4. Grandeurs caractéristiques

1.4.1. Grandeurs relatives de l'air humide

1.4.1.1. Humidité

Ce terme désigne le liquide présent dans un corps solide, liquide ou pâteux qu'il faut jeter Pendant le séchage [7]. Il est caractérisé au niveau quantitatif général par la teneur en eau (X). Cependant, cette mesure quantitative ne permet pas d'évaluer les différentes formes

que peut prendre l'eau dans un solide. Dans ce contexte, l'activité de l'eau s'affine une petite description [8].

1.4.1.2. Humidité absolue H_a

On l'appelle humidité absolue ou spécifique, ou teneur en humidité, ou plus simplement L'humidité du gaz, la masse d'humidité mélangée à un kilogramme de gaz sec, cette humidité C_e que nous désignerons par H_a est donné par la relation suivante:

$$H_a = \frac{M_a}{M_e} (\text{Kg, a/Kg, e}) \quad (1.3)$$

H_a l'humidité absolue, M_a la masse de l'eau et M_e la masse de l'air sèche.

Si on considère P la pression totale du mélange de gaz et de vapeur, on peut écrire dans le cas de l'air humide par cette relation: [8]

$$H_a = 0.622 \left[\frac{P}{P - P_v} \right] \quad (1.4)$$

1.4.1.3. Humidité relative H_r

La vapeur d'eau apparaît dans l'air sous forme de vapeur si $P_v \leq P_s(T)$ nous définissons Alors l'humidité relative ou degré d'humidité H_r de l'air est donnée par :

$$H_r = \frac{P_v}{P_s(T)} \cdot 100 \quad (1.5)$$

Avec P_v la pression partielle de vapeur dans le mélange et $P_s(T)$ la pression de saturation Dans le même mélange à la même température (T) [8].

1.4.1.4. Degré de saturation

Le degré de saturation est le rapport entre l'humidité spécifique de l'air et l'humidité Spécifique à l'air saturé à même température.

$$\Psi = \frac{H_a}{H_{as}} \quad (1.6)$$

Dans le cas où P_v et P_s sont petits par rapport à P (cas de l'air humide sous pression météo et basses températures), on peut écrire [8].

$$\Psi = \frac{P_v}{P_s} \quad (1.7)$$

1.4.1.5. Température caractéristiques de l'air humide

L'énergie thermique nécessaire pour le séchage est fournie par un gaz chaud, qui joue également un rôle dans l'évacuation des vapeurs hors de la chambre de séchage [11].

1.4.1.5.1. Température du bulbe sec T_s

La température du bulbe sec, notée T , ou plus précisément la température « sèche », correspond à la mesure indiquée par un thermomètre dont le capteur, appelé bulbe, est totalement dépourvu d'humidité [11].

1.4.1.5.2. Température humide T_h

C'est la température d'équilibre de la masse d'eau évaporée dans l'air à l'état La chaleur nécessaire à l'évaporation provient uniquement de l'air.

La différence $(T - T_h)$ représente l'humidité relative H_r de l'air car :

- Il est nul si l'air est saturé de vapeur d'eau , c'est à dire si le taux $H_r = 100\%$, alors il n'y a pas d'évaporation peut être.
- Il augmente avec la différence $(P_s(T) - P_v)$ qui est le terme déterminant du transfert de masse Elle diminue donc lorsque H_r augmente [11].

1.4.1.5.3. Température de rosée T_r

C'est la température à laquelle l'air atteint la saturation pour une pression de vapeur d'eau donnée P_v . Étant donné que P_v intervient dans le calcul de l'humidité spécifique, la température de rosée correspond également à la température de saturation lorsque l'humidité spécifique reste constante [11].

1.4.2. Grandeurs relatives de solides humide

1.4.2.1. Description du solide humide

Avant le séchage, un solide imprégné d'eau peut être représenté de manière schématique, comme illustré dans la figure (1.1). Une fine pellicule d'eau adhère à sa surface externe sous l'effet des forces superficielles. Autour du solide, une couche limite d'air saturé en vapeur d'eau se forme, correspondant à une pression partielle égale à la tension de vapeur d'eau pure à la même température. Cette pression représente la valeur maximale que peut atteindre la tension de vapeur à cette température.

De plus, l'eau peut être présente à la surface du matériau ou au fond des pores internes. Dans ce dernier cas, elle est retenue par des forces capillaires complexes, dont l'intensité augmente à mesure que la taille des pores diminue [11].

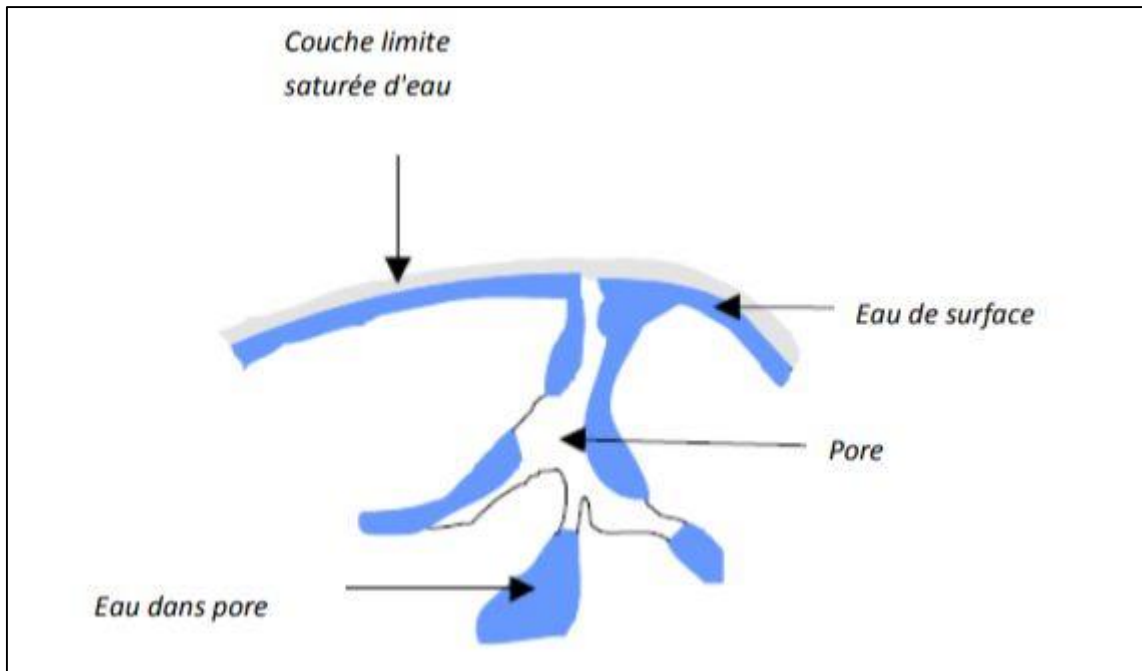


Figure 1.1: Description du solide humide.

1.4.2.2. Humidité Absolue (Teneur en eau)

L'humidité absolue d'un solide est également appelée teneur en eau ou humidité à base sèche s'exprime par la masse de liquide contenu dans le produit par rapport à sa masse sèche [12].

$$X_s = \frac{M_h - M_s}{M_s} \quad (1.8)$$

X_s : La teneur en eau à base sèche ou Humidité absolue.

M_h : Masse humide (la masse avant l'élimination de l'eau).

M_s : Masse sèche (la masse après l'élimination de l'eau).

1.4.2.3. Humidité relative (Titre en eau)

L'humidité relative d'un solide est également appelée titre en eau ou teneur en eau de base humide est exprimée par la masse de liquide présent dans le produit par rapport à sa masse humide [12].

$$X_h = \frac{M_h - M_s}{M_h} \quad (1.9)$$

X_h : Le teneur en eau à base humide ou Humidité relative.

Les deux grandeurs sont liées par les relations: [13]

$$X_s = \frac{X_h}{1-X_h} \quad (1.10)$$

$$X_h = \frac{X_s}{1-X_s} \quad (1.11)$$

1.4.2.4. Activité en eau d'un produit

L'eau présente dans le matériau n'est ni "pure", car elle contient généralement des solutés, ni totalement "libre", puisqu'elle est partiellement liée à la matière sèche par divers mécanismes tels que les forces capillaires, les liaisons hydrogène, les forces de Van der Waals, les interactions polaires et la solvation des ions.

L'ensemble de ces phénomènes contribue à la liaison de l'eau à la matière sèche, un processus également appelé "sorption". Cette interaction est quantifiée par l'activité de l'eau, notée A_e ou A_w .

L'activité de l'eau est définie comme le rapport entre la pression partielle de la vapeur en équilibre avec l'eau du matériau (P_v) et la pression de vapeur saturante (P_s) à même température (T).

$$A_w = \frac{P_v}{P_s} \quad (1.12)$$

Avec A_w l'activité de l'eau, P_v : la pression partielle de la vapeur en équilibre et P_s : la pression de vapeur saturante.

En cas de A_w égale à 1:

- L'énergie de liaison de l'eau avec le solide est faible.
- L'eau qui peut migrer librement est sous forme liquide.
- L'eau dans le produit est dite "eau libre".
- C'est cette eau qui est éliminée en premier pendant le séchage.

En deuxième cas $A_w < 1$, ce qui correspond à :

- Eau dite liée.
- Energie de liaison élevée comparée à celle de l'eau libre.
- Demande d'énergie plus élevée pour passer à l'état vapeur.

Pendant le séchage l'eau libre part en premier, puis l'eau est de plus en plus liée, Il ne reste à la fin qu'une eau résiduelle très liée [14].

La valeur de l'activité de l'eau va de 0 (produit sec) jusqu'au point où toute l'eau est liée Aux aliments, donc sans qualité réactive) et 1 (eau pure et sans soluté, difficile d'accès et Surtout pour le gouvernorat). Valeur optimale pour conserver les produits biologiques sans additif ou refroidissement, correspond à une activité de l'eau comprise entre 0,25 et 0,35 ; là La croissance bactérienne est généralement limitée lorsque l'activité de l'eau descend en dessous de cette valeur 0,90 De même, les moisissures et les levures sont respectivement inhibées dans leur activité De 0,70 à 0,80 [12].

1.4.2.5. Isothermes de sorption

Définition:

L'activité A_w de l'eau dans un produit dépend de l'eau principale de sa teneur en eau X et de sa température T . La courbe représentant pour une température T donnée la teneur en eau X d'un produit en fonction de la valeur de l'activité de l'eau A_w ou de l'humidité relative de l'air en équilibre H_r est appelée :

- Isotherme d'adsorption si elle a été déterminée expérimentalement en partant d'un produit sec.
- Isotherme de désorption si elle a été déterminée expérimentalement en partant d'un produit saturé en eau [7].

D'autre part les études portant sur les isothermes de sorption des produits agroalimentaires, en particulier ceux cultivés en Algérie, restent peu nombreuses. La détermination de la teneur en eau d'équilibre d'un produit destiné au séchage est essentielle à la fois pour la modélisation des processus de séchage et pour l'optimisation des conditions hygrothermiques de stockage des denrées alimentaires.

Les isothermes d'adsorption et de désorption sont établies à température constante en faisant varier l'humidité relative de l'air environnant. L'isotherme de désorption représente l'évolution de la teneur en eau d'un produit humide lors de son déshydratation, tandis que l'isotherme d'adsorption est obtenue en exposant un produit sec à une humidité croissante. Cette dernière permet notamment d'anticiper l'impact des variations d'humidité ambiante sur la stabilité hygroscopique du produit et d'évaluer la quantité d'eau susceptible d'être absorbée durant le stockage.

Par ailleurs, le phénomène d'hystérésis illustre le fait que, pour une même humidité relative, la teneur en eau d'équilibre diffère selon que le produit subit une désorption ou

une adsorption. Cette différence explique la disparité entre les courbes des deux processus. Plusieurs études ont été menées afin de définir les méthodes et techniques utilisées pour caractériser les isothermes de sorption de divers produits alimentaires [8].

1.4.2.6. Hygroscopicité

Un solide est considéré comme non hygroscopique lorsque, à l'état d'équilibre, la pression de vapeur du liquide qu'il contient atteint son maximum pour une température donnée, correspondant à la tension de vapeur normale de ce liquide s'il était seul dans un environnement fermé. Cela se produit notamment lors du séchage des matériaux qui possèdent une fine couche d'eau en surface ou dont les espaces internes sont suffisamment larges pour permettre une diffusion rapide de l'eau des pores vers l'extérieur.

Un solide devient hygroscopique lorsque l'eau qu'il contient atteint un équilibre avec un air dont la pression partielle en vapeur d'eau est inférieure à sa tension de vapeur maximale pour une température donnée. Dans ce cas, l'humidité relative de l'air est inférieure à 1. Ce phénomène est principalement dû aux forces capillaires, qui favorisent la rétention de l'eau sous forme liquide.

Pour analyser ce comportement, on utilise les isothermes d'adsorption, qui sont obtenues expérimentalement en traçant la courbe représentant l'équilibre entre l'humidité relative de l'air et celle du solide humide à une température donnée [11].

1.5. Modes de séchage

La variété des matériaux à sécher (nature, taille, forme) et leurs capacités pour le garantir Particularités du traitement à respecter (restrictions physiques, chimiques ou biologiques). C'est pour cette raison qu'il existe une très large gamme de séchoirs industriels [10].

Le séchage peut être réalisé par divers procédés. on distingue plusieurs méthodes de séchage:

- Le séchage thermique, qui repose sur l'augmentation de la température et la diminution de la pression de vapeur dans la phase gazeuse, facilitant ainsi l'élimination de l'humidité par évaporation et diffusion.
- Le séchage mécanique, qui repose sur des principes différents pour extraire l'humidité (Décantation ;filtration ;compression.....) [11].

Parmi ces méthodes, le séchage thermique est généralement classé en fonction des mécanismes de transfert de chaleur entre le matériau et la source thermique [4].

Diverses méthodes de chauffage peuvent également être utilisées:

- Convection naturelle, convection forcée.
- Conduction.
- Rayonnement.

Le procédé de séchage par convection forcée est le plus répandu.

Les techniques de séchage sont souvent classées suivant le mode de transmission de la chaleur [11].

On distingue alors :

1.5.1. Séchage par convection (direct)

Lors du séchage, un flux d'air chaud est dirigé vers le produit à déshydrater. Ce processus se produit naturellement en raison de la différence de température et de pression partielle de la vapeur d'eau entre l'air et le produit. Ce type de séchage se caractérise par le fait que l'air de séchage assure simultanément deux fonctions essentielles :

- Le transfert de chaleur de l'air vers le produit, favorisé par la différence de température entre les deux.
- Le transfert d'humidité, qui s'effectue en sens inverse en raison du gradient de concentration en eau entre l'air et le produit.

Ce procédé représente plus de 85 % des systèmes de séchage industriels et est largement adopté dans l'industrie agroalimentaire [4].

Ce type de séchage se retrouve dans la famille Fluidisation croisée, transport pneumatique, atomisation, etc [10].

1.5.2. Séchage par conduction (indirect)

La transmission de la chaleur s'effectue principalement par conduction. Le séchage consiste à mettre le matériau en contact direct avec une surface chaude (telle qu'une enveloppe, un élément mobile d'agitation ou une plaque) afin de fournir l'énergie nécessaire à l'évaporation de l'eau qu'il renferme. L'élimination de l'humidité se fait soit par aspiration, soit par une circulation naturelle ou forcée d'un gaz chaud, dont la fonction principale est de transporter la vapeur générée. Ce procédé est couramment utilisé dans

diverses industries, notamment l'agroalimentaire pour le traitement de substances pâteuses ou visqueuses, ainsi que dans l'industrie papetière pour le séchage rapide de grandes surfaces. Toutefois, il a été moins étudié que le séchage convectif (ou direct) [10].

1.5.3. Séchage par rayonnement

L'énergie est apportée par l'intermédiaire d'ondes électromagnétiques. Le séchage des peintures par infrarouge constitue l'exemple le plus courant de cette technique [10].

Le séchage par infrarouge consiste à exposer les aliments solides à une source de chaleur infrarouge, ce qui entraîne une élévation de leur température de surface. L'énergie du rayonnement infrarouge est transférée directement de l'élément chauffant au produit de manière rapide et homogène, sans affecter la température de l'air ambiant. Grâce à ses nombreux avantages, cette technologie a été intégrée à divers procédés de séchage. Lorsqu'elle est combinée à un pré-séchage à l'air chaud, elle permet de réduire le temps de séchage de 20 % par rapport à un séchage exclusivement infrarouge [4].

1.6. Cinétique de séchage

La grande diversité et variabilité des produits alimentaires et biologiques impliquent que la meilleure façon de caractériser leur comportement durant le séchage est d'étudier expérimentalement leur cinétique de séchage. Pour un produit solide séché par convection, l'expérimentation de base consiste à l'exposer à un flux d'air contrôlé (température, humidité, vitesse) tout en mesurant l'évolution de sa masse au fil du temps. Les données obtenues sont généralement représentées sous forme de courbes appelées courbes caractéristiques de séchage.

La cinétique de séchage décrit l'évolution de la teneur moyenne en humidité et de la température moyenne du matériau au cours du temps dans un milieu de séchage, tandis que la dynamique de séchage s'intéresse aux variations des profils d'humidité et de température à l'intérieur du matériau. La compréhension de la cinétique de séchage d'un produit permet d'estimer la quantité d'eau éliminée, la durée du séchage, la consommation énergétique ainsi que d'autres paramètres essentiels au processus [4].

1.6.1. Interprétation des courbes de séchage

En général, les propriétés de séchage de tout produit peuvent être expliquées à l'aide de Trois courbes :

- Variation de la teneur en humidité dans le temps.

- Vitesse de séchage en fonction du temps.
- Taux de séchage en fonction du taux d'humidité [4].

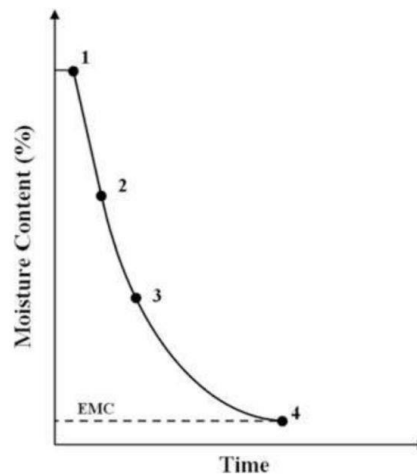


Figure 1.2: Variation de la teneur en humidité en fonction du temps [4].

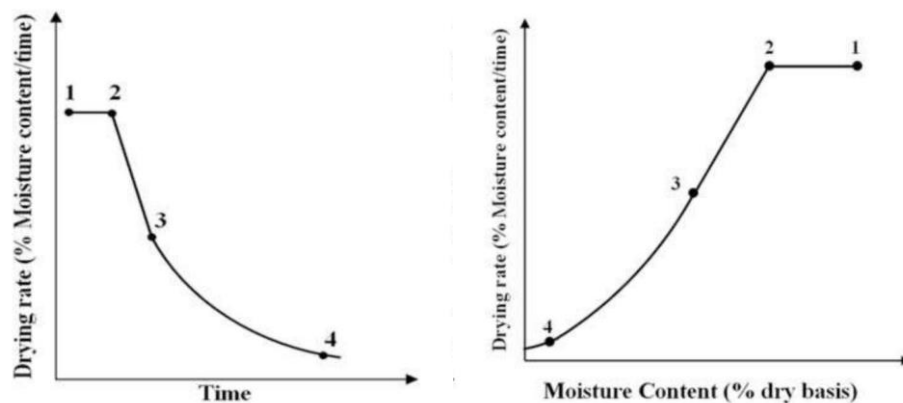


Figure 1.3: Courbe typique de taux de séchage [4].

La forme simple de la courbe de taux de séchage est indiquée sur la figure 1.3 qui sert à calculer le temps de séchage.

Dans la courbe ci-dessus est tracée la variation de la vitesse de séchage en fonction temps. Souvent on construit aussi la courbe de vitesse de séchage en fonction de humidité restant dans le matériau lors du séchage [12].

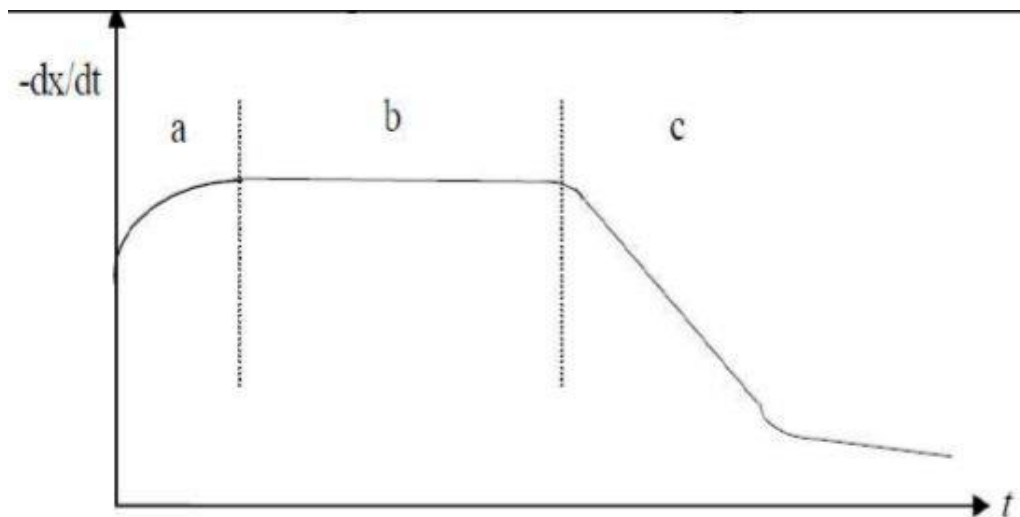


Figure 1.4: Périodes du séchage [12].

La cinétique présente généralement un aspect qui peut être divisé en trois phases quelle que soit la variété de matière séchée (forme) y compris la nature Le solide et sa structure interne (pores et vacuoles) ne se chevauchent pas [8].

1.6.1.1. Phase transitoire (Période de mise en température “région a”)

Lorsqu'un produit ayant une température de surface et une pression partielle de vapeur d'eau est brassé par un flux d'air chaud, des échanges de chaleur et de masse se produisent entre le produit et l'air de séchage. Pour être éliminées sous forme de vapeur, les quantités d'eau présentes dans le produit nécessitent un apport équivalent à l'énergie de vaporisation. L'excès de chaleur fourni par l'air provoque alors une élévation de la température du produit jusqu'à atteindre celle du bulbe humide, propre à l'environnement de séchage. Cette phase est généralement très courte comparée à la durée totale du séchage [12].

1.6.1.2. Phase de séchage à vitesse constante (Période à allure constante “région b”)

Cette période de séchage à vitesse constante correspond à l'évaporation du liquide superficiel. Le liquide migre vers la surface sous l'effet des forces capillaires et se renouvelle à une vitesse suffisante pour former une pellicule continue compensant l'évaporation. Le flux de chaleur transféré par convection entre l'air et le produit est entièrement utilisé pour l'évaporation de l'eau. Cette phase est similaire au séchage isenthalpique d'un film d'eau et dépend donc principalement des conditions aérauliques entourant le produit à sécher. Lorsque l'humidité de surface du solide ne se renouvelle pas assez rapidement pour maintenir une pellicule continue du liquide, la vitesse cesse d'être

constante. Pour les produits alimentaires et biologiques, cette période de séchage à vitesse constante est généralement absente. Cela s'explique par le fait que les parois cellulaires entravent la migration rapide de l'humidité vers l'extérieur du produit, par la migration des solutés qui obstruent les pores ainsi que par le durcissement et la rétraction de la surface du produit [12].

1.6.1.3. Phase de séchage à vitesse décroissante (Période de ralentissement “région c”)

Cette période est caractérisée par une diminution de la vitesse de séchage [11], pendant cette période, la surface du produit n'est plus saturée de vapeur d'eau et d'humidité. Le transport de masse est contrôlé par des mécanismes complexes de mouvement de l'eau depuis la partie intérieure vers la surface du produit représente souvent la quasi-totalité du séchage. Le ralentissement de la vitesse de séchage s'explique par les phénomènes suivants : [12]

***Disparition de l'eau libre à la surface du produit :** zone d'évaporation « partie avant du séchage » qui se trouvait en surface se déplace vers l'intérieur du produit. Dans la région, il y a une libre migration de l'eau, tandis qu'en aval, elle est limitée par l'eau et la vapeur d'eau. Ils ont été évacués.

Diminution soudaine de la surface de transmission effective due à la source d'alimentation. L'insuffisance des eaux libres est la raison de ce ralentissement [12].

***L'épaisseur du produit :** Si cette épaisseur augmente de plus en plus, cela signifie que la vapeur d'eau doit parcourir un trajet plus long, ce qui explique en grande partie la vitesse de séchage lente.

***La diffusivité de l'eau dans le produit :** Varie en fonction de la teneur en eau du produit. Plus il est sec, moins il devient perméable à l'eau [12].

***La résistance mécanique des parois cellulaires intactes :** Les parois cellulaires intactes, empêchent le passage de vapeur d'eau en grande quantité à l'extérieur du produit [12].

*** Le croutage :** Certains composés solubles dont les sucres et les sels. L'eau qui s'évapore accompagne la période à rythme constant (zone B) et est disposée sur la surface. Ce phénomène, appelé entartrage, est à l'origine de concentrations élevées en surface. Ce sont des composés solubles qui obstruent les pores du produit. Accumulation et séchage. Ces substances dissoutes imperméabilisent la surface du produit [12].

1.6.2. Influence des paramètres de l'air sur la cinétique de séchage

1.6.2.1. Influence de la température de l'air

La température de l'air de séchage a un impact significatif sur la vitesse de séchage. Cet effet s'explique par l'apport de chaleur au produit, qui augmente avec la température de l'air. De plus, la température du produit s'élève d'autant plus que celle de l'air est élevée [15].

Par conséquent, les vitesses de diffusion de l'eau dans le produit deviennent importantes [13].

1.6.2.2. Influence de la vitesse de l'air

La vitesse de l'air favorise la cinétique de séchage, en particulier lors des premières étapes du processus. Toutefois, pour les produits dont la vitesse de séchage est limitée par la migration interne de l'eau, l'influence de la vitesse de l'air devient négligeable ou très faible [15].

1.6.2.3. Influence de l'humidité de l'air

La quantité d'eau contenue dans l'air joue un rôle essentiel dans l'évolution des cinétiques de séchage de certains produits. Il semble que cet effet soit plus marqué en début de séchage et s'atténue à mesure que la température de l'air augmente [15].

1.7. Modélisation des cinétiques de séchage

1.7.1. Définition

La modélisation est une démarche qui permet de représenter le comportement d'un système à travers des relations mathématiques reliant les paramètres d'entrée (comme les conditions de séchage) aux résultats obtenus.

Dans le cas de la cinétique de séchage, elle sert à reproduire les données expérimentales observées et à estimer les paramètres caractéristiques du modèle, ce qui facilite l'analyse et la compréhension du processus [16].

1.7.2. Le rôle et l'importance de modèles mathématiques de séchage

Les modèles mathématiques du séchage jouent un rôle important dans la compréhension et la prévision du processus de séchage. Le modèle cinétique de séchage repose sur des équations empiriques appelées modèles phénoménologiques. Ces modèles sont principalement utilisés pour estimer la teneur en eau du produit à différents moments du

processus de séchage, une fois que certains paramètres, tels que la température de l'air, l'humidité relative, la vitesse de l'air et les dimensions du produit, ont été définis. Ces facteurs permettent de prédire de manière précise la quantité d'humidité restante dans le produit pendant le séchage [13].

1.7.3. Les modèles basés sur les transferts couplés de chaleur et de masse

Les modèles basés sur les transferts couplés de chaleur et de masse sont parmi les plus précis pour décrire les phénomènes complexes qui se produisent durant le séchage. Ils permettent de distinguer les différents mécanismes internes de transport à l'aide d'équations de conservation de la chaleur et de la masse. Des chercheurs tels que Luikov, Philip et De Vries, Krischer, Glaser et Whitaker ont eu recours à ce type de modèles dans leurs travaux [17, 19].

1.7.4. Les modèles diffusifs

Neuman et Sherwood figurent parmi les premiers chercheurs à avoir utilisé des modèles diffusifs dans une configuration unidimensionnelle, c'est-à-dire en considérant le transfert de matière selon une seule direction. Leur approche a ouvert la voie à l'utilisation de ce type de modélisation dans l'étude du séchage.

Les premiers modèles utilisés pour comprendre le séchage sont basés sur la loi de Fick. Cette loi permet d'expliquer comment les molécules se déplacent à l'intérieur du produit pendant le séchage, à l'aide d'une équation de diffusion : [18, 19]

$$\frac{\partial X}{\partial t} = \nabla(-D \cdot \nabla X) \quad (1.13)$$

Avec :

D : est le coefficient de diffusion de l'eau dans le produit qui est fonction de l'humidité (m²/s) .

X : Teneur en eau du produit .

t : le temps.

1.7.5. Les modèles semi- empiriques et empiriques

Les modèles empiriques et semi-empiriques ne permettent pas d'identifier avec précision tous les mécanismes internes liés au transfert de l'eau pendant le séchage. Toutefois, grâce à leur capacité à bien s'adapter aux données expérimentales, ils sont souvent utilisés dans

les études de séchage, notamment pour représenter l'évolution de l'humidité dans le produit [5, 19].

Le tableau suivant présente les modèles les plus couramment utilisés, développés par plusieurs chercheurs pour modéliser la cinétique de séchage:

Tableau 1.1: Modèle mathématique [20].

Nom du modèle	Modèle
Newton	$X^* = \exp(Kt)$ (1.14)
Henderson & Pabis	$X^* = a \times \exp(Kt)$ (1.15)
Page modifié	$X^* = \exp(-(Kt)^n)$ (1.16)
Wang & Singh	$X^* = 1 + a \times t + b \times t^2$ (1.17)
Exponential of Tow terms	$X^* = a \times \exp(-Kt) + (1 - a) \times \exp(-Kat)$ (1.18)
Approach of the diffusion	$X^* = a \times \exp(-Kt) + (1 - a) \times \exp(-Kbt)$ (1.19)
Verna et al	$X^* = a \times \exp(-Kt) + (1 - a) \exp \times \exp(-K't)$ (1.20)
Two terms Henderson & Pabis modifié	$X^* = a \times \exp(-Kt) + b \times \exp(-K't)$ (1.21)
	$X^* = a \times \exp(-Kt) + b \times \exp(-K't) + c \times \exp(-K''t)$ (1.22)

X^* correspond, dans ces équations, à la teneur en eau réduite, calculée selon l'expression suivante:

$$X^* = \frac{X - X_e}{X_0 - X_e} \quad (1.23)$$

Où X représente la teneur en eau à un instant t (kg eau/kg matière sèche), X_0 est la teneur en eau initiale (kg eau/kg matière sèche) et X_e est la teneur en eau à l'équilibre (kg eau/kg matière sèche). Comme X_e est négligeable par rapport à X et X_0 , l'équation (1) peut être simplifiée comme suit :[20]

$$X^* = \frac{X}{X_0} \quad (1.24)$$

1.8. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons exploré en profondeur le processus de séchage, un phénomène complexe qui joue un rôle essentiel dans de nombreuses industries, notamment l'agroalimentaire, la pharmaceutique et le textile. Ce processus implique des interactions thermiques et massiques entre le produit et son environnement, nécessitant ainsi une maîtrise rigoureuse des paramètres influents tels que la température, l'humidité relative, la vitesse de l'air et le temps de séchage.

L'étude des différentes approches de modélisation des cinétiques de séchage nous a permis de mieux comprendre les méthodes utilisées pour décrire et prédire l'évolution de l'humidité dans un matériau en cours de séchage. Les modèles diffusifs offrent une approche basée sur les lois de la diffusion, tandis que les modèles basés sur les transferts couplés de chaleur et de masse prennent en compte les interactions entre ces phénomènes. D'autre part, les modèles empiriques et semi-empiriques, bien que plus simples d'application, restent limités en termes de généralisation.

Ces modèles sont indispensables pour améliorer la performance des procédés de séchage et optimiser les conditions opératoires afin d'assurer un compromis entre l'efficacité énergétique et la qualité du produit final. Toutefois, malgré les avancées réalisées dans ce domaine, la modélisation du séchage demeure un défi, en raison de la variabilité des propriétés des matériaux, des conditions environnementales et des mécanismes de transfert mis en jeu.

Ainsi, la recherche continue d'évoluer pour proposer des solutions plus précises et adaptées aux besoins industriels. L'amélioration des modèles existants et l'intégration de nouvelles approches permettent de mieux représenter la réalité du séchage et d'optimiser les procédés en fonction des exigences spécifiques des différents secteurs d'application.

Chapiter 2

Les réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction

La modélisation est essentielle pour prévoir l'évolution des caractéristiques physiques du séchage, notamment la teneur en eau du produit. Différents modèles mathématiques ont été proposés pour décrire ce processus, classés en trois catégories : théoriques, semi-empiriques et empiriques. Les modèles théoriques, bien que détaillés, sont parfois difficiles à appliquer en raison de la complexité des paramètres nécessaires. À l'inverse, les modèles semi-empiriques et empiriques, malgré leur incapacité à distinguer tous les mécanismes internes du transfert de l'eau, sont largement utilisés pour ajuster les données expérimentales et décrire le comportement de l'eau dans le produit. Parmi ces approches, les réseaux de neurones artificiels se sont imposés ces dernières années comme une alternative prometteuse dans le domaine du séchage, grâce à leur capacité à prédire avec précision les paramètres physiques du processus [5].

En raison de la complexité du développement des modèles théoriques et du manque de modèles empiriques permettant de prédire l'évolution de la capacité antioxydante (AC) des extraits en fonction des conditions de séchage, les réseaux de neurones artificiels (RNA/ANN) ont été adoptés comme une alternative efficace. Parmi ces modèles, le réseau de neurones à propagation avant multicouche (Multilayer Feed-Forward Neural Network) est l'un des plus largement utilisés dans le domaine du traitement des aliments. Il repose sur l'algorithme de rétropropagation (Backpropagation) pour apprendre les relations non linéaires et complexes entre les variables d'entrée et de sortie. Étant donné que les RNA sont considérés comme un modèle « boîte noire » (Black Box), ils ne suivent aucune loi spécifique, mais nécessitent plutôt une grande quantité de données expérimentales afin d'assurer la fiabilité des prédictions en fonction des paramètres d'entrée définis [3].

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques inspirés du fonctionnement du système cérébral humain. Le développement de ces modèles a largement bénéficié des avancées actuelles dans la compréhension du cerveau.

Grâce aux progrès théoriques et pratiques réalisés ces dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil largement utilisé dans divers secteurs tels que l'industrie, la finance et les services. Cependant, ils restent un domaine d'étude d'un grand intérêt pour les chercheurs qui cherchent à améliorer leurs performances et à élargir leurs domaines d'application.

L'une des propriétés fondamentales des réseaux de neurones, à savoir leur capacité d'approximation universelle parcimonieuse, en fait une représentation mathématique particulièrement avantageuse pour la modélisation statique et dynamique des processus non linéaires. À l'origine, l'utilisation des neurones sigmoïdaux était justifiée par une analogie avec le fonctionnement biologique du cerveau, mais cette justification a progressivement perdu de sa pertinence dans le cadre de la conception des systèmes de traitement du signal et de la modélisation des processus. Il est donc pertinent d'explorer l'utilisation d'autres types de neurones afin d'optimiser ces modèles [4].

Dans ce contexte, les réseaux de neurones artificiels apparaissent comme une approche prometteuse pour améliorer la précision des prédictions et optimiser le processus de séchage. Cette étude dans le chantier 2 explore les concepts fondamentaux des réseaux de neurones artificiels (RNA).

2.2. Historique des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont une histoire riche marquée par des contributions issues de plusieurs disciplines. Leur développement s'inscrit dans une dynamique scientifique remontant à plus d'un siècle.

L'histoire des réseaux de neurones trouve ses origines dans des découvertes conceptuelles et des avancées technologiques qui ont jalonné l'évolution rapide des sciences et des techniques. Les premières études dans ce domaine apparaissent entre la fin du XIX^e siècle et le début du XX^e siècle, à travers des recherches menées par des scientifiques dans des disciplines variées telles que la physique, la psychologie et la neurophysiologie [4].

Les réseaux de neurones artificiels sont nés de l'idée d'imiter le comportement des neurones biologiques. Leur objectif initial était de représenter le fonctionnement du cerveau humain sous forme mathématique. En 1943, deux scientifiques, McCulloch et Pitts, ont proposé un premier modèle simple capable de simuler des fonctions logiques et arithmétiques. Ensuite, en 1949, Hebb a introduit un principe d'apprentissage basé sur l'ajustement des connexions entre neurones, connu sous le nom de « règle de Hebb ». Ce concept a fortement influencé les travaux suivants. En 1957, Rosenblatt a mis au point le perceptron, un réseau de neurones monocouche basé sur la règle de Hebb, conçu pour reconnaître des formes simples et effectuer certains calculs logiques.

En 1982, Hopfield a proposé une nouvelle architecture appelée réseau récurrent ou « feed-back », permettant de modéliser des processus liés à la mémoire. Ces réseaux constituent

une autre catégorie importante, en complément des réseaux classiques dits « feed-forward ». Plus tard, Werbos a développé l'idée d'un algorithme d'apprentissage pour les réseaux multicouches, connu sous le nom de rétropropagation de l'erreur. Ce dernier a été amélioré et popularisé par Rumelhart en 1986, ce qui a permis une avancée majeure dans le domaine des réseaux de neurones [21].

Ainsi, les réseaux de neurones artificiels se sont progressivement imposés comme une solution puissante pour traiter des problèmes complexes dans divers domaines scientifiques et industriels. Leur capacité à apprendre à partir des données, à généraliser des comportements, et à modéliser des phénomènes non linéaires difficiles à représenter par des équations traditionnelles, leur confère une place de choix dans l'arsenal des outils de l'intelligence artificielle. Aujourd'hui, leur impact se fait sentir dans des secteurs aussi variés que la reconnaissance vocale, la vision par ordinateur, la médecine, les systèmes de recommandation, et même l'agriculture intelligente ou l'optimisation des procédés industriels. Cette évolution illustre clairement l'importance croissante de ces modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain, qui continuent de jouer un rôle central dans le développement de technologies avancées et dans la compréhension de systèmes complexes [22].

2.3. Définition et principe de base des RNA

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles informatiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont constitués d'unités de traitement simples appelées **neurones artificiels**, organisées en couches interconnectées. Ces réseaux sont capables d'apprendre à partir des données, en ajustant les poids des connexions entre les neurones, afin de résoudre des tâches complexes telles que la classification, la régression, la reconnaissance de formes et la prédiction [23].

2.4. Notions de base sur les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des systèmes informatiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont composés de plusieurs couches de neurones : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Chaque neurone reçoit des informations, les traite à l'aide d'une fonction d'activation, puis transmet le résultat. Grâce à cette structure, les RNA peuvent apprendre à résoudre des problèmes comme la reconnaissance d'images, la classification ou encore la prédiction de données [24].

Avant d'aborder le concept des réseaux de neurones artificiels, il nous a semblé pertinent de consacrer une section introductive afin de présenter, de manière concise, les fondements biologiques qui ont inspiré leur développement [21].



Figure 2.1: Origine des réseaux de neurones [25].

2.4.1. Le neurone biologique

Le neurone représente l'unité fondamentale de fonctionnement du cerveau. Il s'agit d'une cellule spécialisée, dont le rôle principal est de transmettre des informations à d'autres cellules nerveuses, musculaires ou glandulaires. Les caractéristiques structurelles et fonctionnelles des connexions entre les neurones jouent un rôle essentiel dans les fonctions cérébrales. Chez les mammifères, en fonction de l'espèce, le cerveau peut contenir entre 100 millions et 100 milliards de neurones. Chaque neurone se compose d'un corps cellulaire, de dendrites et d'un axone. Le corps cellulaire renferme le noyau ainsi que le cytoplasme, tandis que l'axone dont la longueur varie de moins d'un centimètre à plus d'un mètre émerge du corps cellulaire, se ramifie souvent et se termine par des terminaisons nerveuses. Quant aux dendrites, elles ont pour fonction principale de recevoir les signaux provenant d'autres neurones [26].

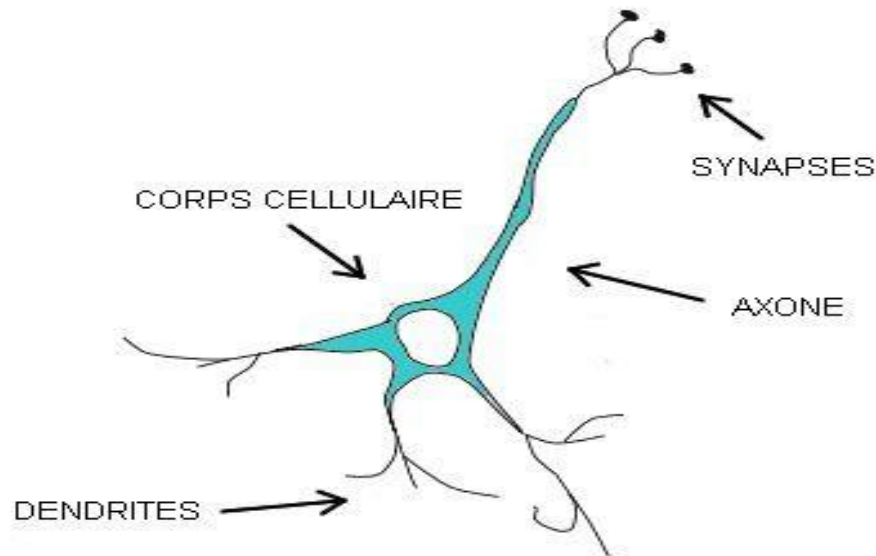


Figure 2.2: Neurone biologique [27].

D'après la figure (2.2), nous pouvons constater que le neurone est composé des parties suivantes :

- Le corps cellulaire : Il contient le noyau de la cellule nerveuse et c'est à ce niveau que commence l'influx nerveux, ce qui reflète l'activité du neurone.
- Les dendrites : Ce sont des prolongements courts en forme de branches autour du corps cellulaire. Elles jouent le rôle de récepteurs principaux en captant les signaux provenant d'autres neurones.
- L'axone : Il s'agit d'une longue fibre nerveuse qui se divise à son extrémité. Il assure la transmission des informations vers d'autres neurones, ce qui en fait la voie de sortie du neurone.
- La synapse : C'est la zone de contact entre deux neurones, où l'information est transmise et modulée selon un poids synaptique. Elle joue un rôle essentiel dans le fonctionnement du système nerveux [28].

2.4.2. Le fonctionnement du neurone

Le neurone fonctionne à travers la transmission de signaux électrochimiques qui circulent entre ses différentes parties. Quand un signal électrique atteint l'extrémité de l'axone (au niveau du bouton terminal), cela provoque la libération de neurotransmetteurs. Ces substances traversent l'espace synaptique et se fixent sur les récepteurs du neurone suivant, ce qui déclenche une nouvelle réponse.

On peut résumer le fonctionnement d'un neurone en trois grandes étapes :

- Transmission de l'influx nerveux : Elle commence par un signal électrique appelé potentiel d'action, qui circule le long de l'axone. Ce phénomène est dû à

une différence de potentiel électrique entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule, et il est facilité par des canaux ioniques spécifiques qui permettent le passage d'ions à travers la membrane.

- Transmission synaptique : Une fois le signal arrivé à la terminaison axonale, des neurotransmetteurs sont libérés dans la fente synaptique. Ils vont ensuite activer les récepteurs du neurone suivant, ce qui peut générer un nouveau potentiel d'action.
- Intégration des signaux : Le neurone combine alors l'ensemble des signaux reçus de plusieurs autres neurones. En fonction de ces signaux, il décide s'il va transmettre un potentiel d'action ou non [26].

2.4.3. Neurone artificiel (neurone formel)

Le neurone artificiel constitue l'élément fondamental des réseaux de neurones. Il est conçu pour simuler le comportement d'un neurone biologique en traitant des informations via une combinaison pondérée des entrées, suivie par une fonction d'activation [29].

Le neurone représente l'unité de base dans le traitement de l'information au sein des réseaux de neurones artificiels. Le schéma illustré dans la figure 2.3 au dessus présente un modèle simplifié de neurone, qui se compose généralement de trois éléments essentiels :

- Les synapses (ou connexions) : Chaque synapse relie une entrée au neurone et est associée à un poids spécifique qui traduit l'influence de cette entrée. Concrètement, lorsqu'un signal arrive à la synapse reliée au neurone, il est multiplié par un poids synaptique noté w_{ij} . Il est important de souligner que le premier indice du poids fait référence au neurone concerné, tandis que le second indique l'entrée correspondante.
- Un sommateur : Il permet d'additionner l'ensemble des signaux d'entrée pondérés par leurs poids respectifs. Cette opération constitue une combinaison linéaire des entrées.
- Une fonction d'activation : Elle intervient pour limiter ou normaliser la sortie du neurone en la contraignant à un intervalle défini. Cette fonction est également appelée fonction de seuil, car elle permet de contrôler l'amplitude du signal en sortie.[30]

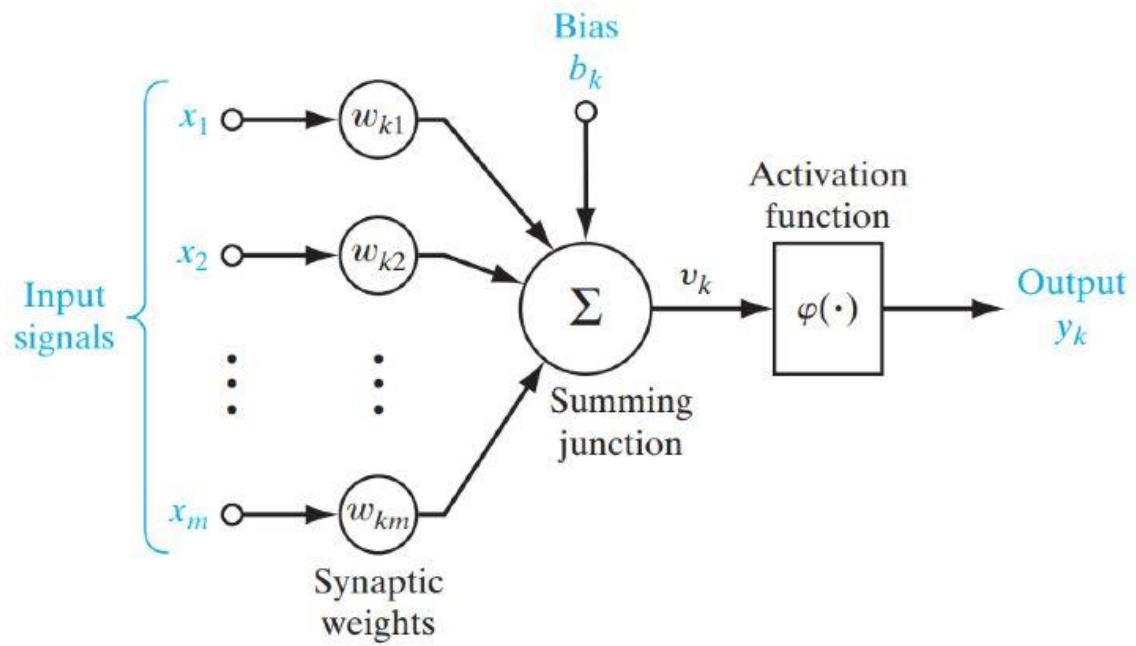


Figure 2.3 : Modèle d'un neurone artificiel.

En général, la sortie normalisée d'un neurone se situe dans un intervalle borné, soit $[0,1]$, soit $[-1,1]$, en fonction de la fonction d'activation utilisée. Sur le plan mathématique, le fonctionnement du neurone présenté dans la figure (2.3) peut être décrit à l'aide des deux équations suivantes:

$$u_k = \sum w_{kj} x_j \quad (1.16)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (1.17)$$

Où $x_1, x_2, \dots, x_m$ représentent les signaux d'entrée, tandis que $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ correspondent aux poids synaptiques associés au neurone k . La valeur u_k désigne la sortie du combinateur linéaire issue des entrées, b_k représente le biais ajouté, $\varphi(*)$ est la fonction d'activation appliquée, et enfin, y_k correspond à la sortie finale produite par le neurone [30].

Tableau 2.1: Correspondance neurone biologique/neurone artificiel.

Neurone biologique	Neurone artificiel (formel)
Axones	Signal d'entrée
Synapses	Poids de la connexion
Dendrites	Signal de sortie

Dans la partie précédente, nous avons présenté la structure générale d'un neurone biologique, qui a inspiré la conception du neurone artificiel. En s'appuyant sur ce modèle, McCulloch et Walter Pitts ont proposé en 1943 ce qu'on appelle le neurone formel. Ce dernier représente une version mathématiquement simplifiée du neurone biologique. À travers leurs travaux, ils ont démontré que même des réseaux composés de neurones formels simples sont capables, en théorie, de réaliser des opérations logiques, arithmétiques et symboliques complexes. Le tableau (2.1) illustre les équivalences entre les composants du neurone biologique et ceux du neurone artificiel [21].

2.4.3.1. La fonction d'activation

La fonction d'activation joue un rôle essentiel dans les réseaux de neurones artificiels. Elle assure le lien entre l'entrée et la sortie d'un neurone à travers une transformation qui peut être linéaire ou non linéaire. Étant donné la diversité des structures de réseaux, plusieurs types de fonctions d'activation ont été développés. Parmi les plus courantes, on retrouve :

Les fonctions linéaires et sigmoïdes: souvent utilisées en raison de leur continuité et leur dérivabilité, ce qui les rend bien adaptées aux méthodes d'apprentissage comme la rétropropagation du gradient.

La fonction à seuil: qui s'inspire davantage du comportement biologique réel du neurone. Cependant, elle présente des limites en matière d'apprentissage car elle n'est pas dérivable.

La fonction stochastique: quant à elle, est utilisée principalement dans des situations nécessitant une optimisation globale ou dans des modèles simulant des systèmes physiques tels que les particules [31].

Chaque type de fonction d'activation est plus adapté à une application particulière. Par exemple, la fonction binaire est surtout utilisée pour la classification et l'organisation des données en catégories. En revanche, les fonctions comme la fonction linéaire, la sigmoïde ou encore la fonction à base radiale sont souvent utilisées pour l'approximation de fonctions continues, car elles sont généralement continues et dérivables, ce qui est essentiel dans la plupart des applications d'apprentissage [21].

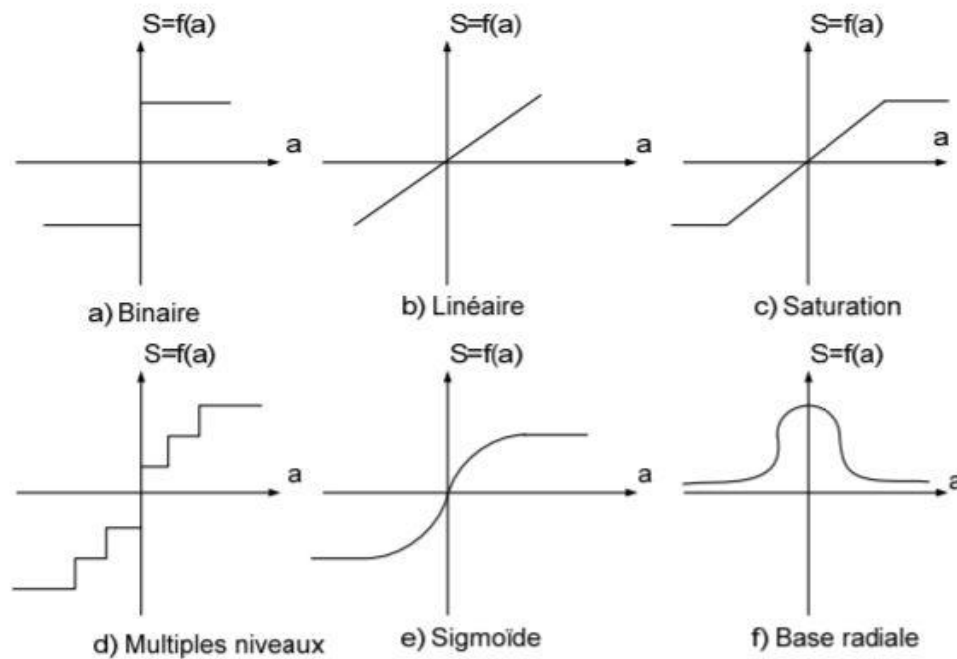


Figure 2.4: Types de fonctions d'activation.

2.5. Définition des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont des systèmes informatiques inspirés du fonctionnement des neurones biologiques. Ils sont composés de couches interconnectées de nœuds (neurones artificiels) qui traitent les informations par apprentissage. Chaque connexion entre les nœuds possède un poids ajustable, permettant au réseau d'apprendre à partir de données et d'effectuer des tâches complexes comme la reconnaissance d'images, le traitement du langage ou la prédiction [23].

2.6. Principe des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones constituent des outils puissants pour étudier les liens complexes entre les données d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent sur la base du principe d'apprentissage, où le réseau ajuste ses paramètres internes, dits poids synaptiques, pour découvrir les schémas et les connaissances présentes dans les données. Par l'apprentissage et l'optimisation de ces poids, le réseau devient capable de généraliser et d'effectuer des prédictions fiables sur de nouvelles données. En intégrant plusieurs neurones interconnectés et en utilisant des techniques d'apprentissage, les réseaux de neurones peuvent modéliser des relations complexes et offrir des solutions performantes pour divers types de problèmes [32].

2.7. Fonctionnement des réseaux de neurones

Le fonctionnement des réseaux de neurones repose sur la distribution des valeurs des variables dans des éléments appelés neurones. Ces neurones ont pour rôle de fusionner les informations qu'ils reçoivent entre eux afin de déterminer la valeur du coefficient de discrimination. Cette capacité à différencier les données dépend de la connectivité entre les neurones, c'est-à-dire des liens entre les unités responsables de l'intégration de l'information. Chaque neurone reçoit des informations numériques de ses voisins, et ces informations sont pondérées en fonction des poids, représentant la force de la connexion. Ensuite, des calculs sont effectués dans chaque neurone, et le résultat est transmis aux neurones suivants. Les réseaux de neurones utilisent des opérations mathématiques et des fonctions d'activation pour traiter et analyser les données [32].

2.8. Types de réseaux de neurones

Il existe différentes architectures de réseaux de neurones couramment utilisées en pratique. Parmi les plus populaires, on trouve les suivantes :[32]

- Les réseaux de neurones artificiels (ANN)
- Les réseaux de neurones récurrents (RNN)
- Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)

2.8.1. Les réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) sont des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont considérés comme adaptatifs car ils sont capables d'apprendre à partir d'exemples pour estimer certains paramètres liés à un ensemble de données. Un RNA est généralement composé de plusieurs unités simples appelées neurones, qui sont reliées entre elles par des connexions pondérées. Chaque neurone est associé à une caractéristique particulière de l'information à traiter [31].

2.8.1.1. Architecture des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont constitués d'un ensemble structuré de neurones, capables de traiter plusieurs données en entrée pour produire une ou plusieurs sorties en fonction (voir Figure 2.5). Leur architecture générale se divise en trois types de couches principales :

Couche d'entrée (Input Layer) : elle reçoit directement les données à analyser. Chaque neurone de cette couche transmet son signal vers la couche suivante, sans traitement complexe.

Couches cachées (Hidden Layers) : on peut en avoir une ou plusieurs selon la complexité du problème. Ces couches servent à révéler les relations cachées entre les variables. Le nombre de couches et de neurones est souvent déterminé de façon empirique, en fonction de l'expérience de l'utilisateur.

Couche de sortie (Output Layer) : c'est ici que le réseau donne sa réponse finale. Elle représente le résultat ou la prédiction fournie après le traitement des données [33].

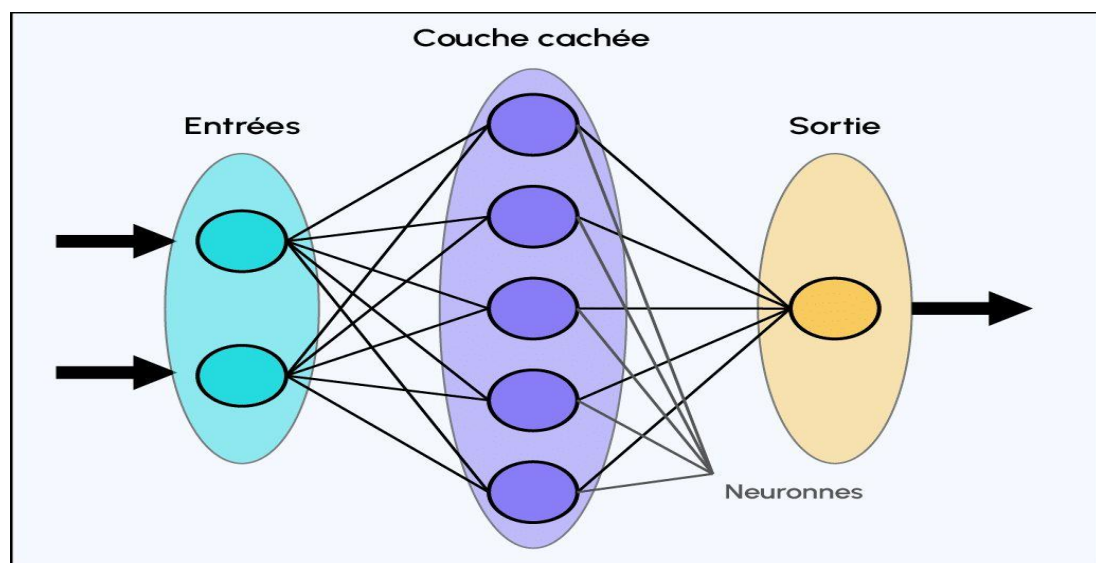


Figure 2.5: Réseaux de neurone artificiel.

2.8.2. Les réseaux de neurones non bouclés(MLP)

Ce qu'on appelle aussi les réseaux de type « feed-forward » (ou proactifs/perceptron) sont des réseaux de neurones où les informations circulent uniquement dans un seul sens : de la couche d'entrée vers celle de sortie, sans retour en arrière ni boucles de rétroaction. Cela fait qu'ils sont souvent considérés comme des réseaux statiques, car leurs sorties ne dépendent pas du facteur temps.

Ce genre de réseau est surtout utilisé pour des tâches comme la classification, l'approximation de fonctions non linéaires, ou encore la modélisation de systèmes statiques complexes [34].

2.8.3. Les réseaux de neurones bouclés (RNN)

Les réseaux dits « récurrents » ou encore « feed-back » se distinguent par l'existence d'au moins une boucle de rétroaction, reliant les sorties aux entrées. Cette particularité leur permet de prendre en compte les états précédents, ce qui les rend adaptés aux situations où le temps joue un rôle important. Contrairement aux réseaux statiques, ceux-ci sont dynamiques, car leur comportement est gouverné par des équations non linéaires avec des délais dans les connexions. On les retrouve souvent dans des applications comme la modélisation de systèmes dynamiques, le contrôle de processus ou encore le filtrage de signaux [34].

2.8.4. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs (ConvNets) sont largement utilisés dans le cadre de l'apprentissage en profondeur, notamment pour le traitement des images, bien qu'ils soient également efficaces dans des domaines comme le texte, les signaux ou d'autres types de réponses continues. Ce qui les distingue des autres types de réseaux neuronaux, c'est leur structure. Ces réseaux s'inspirent du cortex visuel biologique, où des cellules simples et complexes sont disposées pour répondre à des sous-régions spécifiques du champ visuel, appelées champs réceptifs. Sur cette base, les neurones dans une couche convolutive ne sont connectés qu'aux sous-régions des couches précédentes, contrairement aux autres réseaux neuronaux où toutes les cellules sont entièrement connectées [28].

2.9. Apprentissage

L'apprentissage est une notion intuitive aussi bien chez l'être humain que chez l'animal, car il s'agit d'une capacité à accomplir une tâche de manière autonome en se basant sur des exemples.

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, la phase d'apprentissage est essentielle dans le développement du réseau. Elle permet d'ajuster progressivement le comportement du réseau afin d'obtenir une sortie conforme aux attentes. Cela se fait à travers la présentation d'exemples, sur la base desquels les poids des connexions entre les neurones sont modifiés. En d'autres termes, on peut dire que l'apprentissage consiste à mettre à jour les poids synaptiques pour que le réseau réponde correctement aux données d'entrée [35].

2.9.1.Type d'apprentissage

On distingue généralement trois types d'algorithmes d'apprentissage, en fonction de la présence ou non d'un superviseur durant le processus d'apprentissage:

1. Apprentissage supervisé : Ce type d'apprentissage consiste à entraîner l'algorithme à partir de données étiquetées, c'est-à-dire des exemples dont les entrées et les sorties sont connues. L'algorithme ajuste ses paramètres jusqu'à pouvoir prédire correctement les résultats attendus.
2. Apprentissage non supervisé : Dans ce cas, les données utilisées ne sont pas étiquetées. Le réseau de neurones essaie d'analyser les données pour en extraire des structures ou des regroupements. Une fonction de coût permet d'évaluer la précision du modèle afin qu'il puisse s'améliorer progressivement.
3. Apprentissage par renforcement : Ce mode d'apprentissage repose sur un système de récompense et de punition. Le modèle reçoit une récompense lorsqu'il prend une bonne décision et une pénalité lorsqu'il fait une erreur. Cela lui permet d'apprendre de ses expériences, un peu comme le fait un humain [36].

2.9.2. Règles d'apprentissage

Repose sur plusieurs règles bien connues qui permettent de modifier les poids synaptiques afin d'améliorer la précision du réseau. Voici les principales :

La règle de Hebb: présentée dans l'ouvrage "Organisation of Behavior" en 1949, explique que la force de la connexion entre deux neurones augmente lorsqu'ils s'activent en même temps. Dans le cas contraire, cette connexion devient plus faible. Cette règle distingue donc entre des connexions excitatrices (renforcées) et inhibitrices (affaiblies), selon l'activité des neurones.

La règle delta: consiste à ajuster les poids du réseau en fonction de l'écart entre la sortie obtenue et la sortie souhaitée. Elle repose sur une fonction d'erreur appelée « erreur quadratique moyenne », qui sert à guider les modifications des poids afin de réduire cette erreur.

La règle d'apprentissage compétitif: s'applique surtout lorsqu'un seul neurone doit être activé pour représenter un groupe de données. Les neurones similaires sont rassemblés dans la même catégorie en fonction des corrélations entre les données. Le réseau comprend une couche d'entrée et une couche de compétition. L'entrée est comparée aux

poids de chaque neurone, et celui qui a les poids les plus proches est activé. Les connexions peuvent être inhibitrices (vers les autres neurones) ou excitatrices (vers lui-même), ce qui crée une forme de compétition.

La règle de corrélation en cascade: ajoute petit à petit des neurones cachés au réseau. Le processus débute par un apprentissage classique dans un petit réseau sans couche cachée. Ensuite, un groupe de neurones est testé pour réduire l'erreur résiduelle. Le neurone qui donne les meilleurs résultats est conservé et intégré au réseau, puis l'apprentissage est relancé pour prendre en compte ce nouveau neurone.

La règle de correction d'erreurs: suit un processus en plusieurs étapes : on commence par attribuer des poids initiaux de manière aléatoire, puis on introduit un vecteur d'entrée issu des données d'apprentissage. Si la sortie générée n'est pas correcte, les connexions sont ajustées pour corriger la réponse.

La règle de rétropropagation: introduite par Rumelhart, Hinton et Williams en 1986, permet de corriger les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée. Elle est considérée comme une généralisation de la règle delta, adaptée aux fonctions d'activation non linéaires et aux réseaux multicouches. Les poids sont d'abord fixés aléatoirement, puis le réseau apprend à partir d'un ensemble de données. Chaque exemple possède une sortie cible que le réseau essaie d'atteindre. L'erreur est ensuite propagée en arrière pour corriger les poids [37].

2.10. Domaines d'applications des réseaux de neurones

L'utilisation des réseaux de neurones s'est fortement développée dans de nombreux domaines ces dernières années, grâce à leurs capacités de calcul exceptionnelles et à leur grande aptitude à l'apprentissage. Ce qui est intéressant avec les réseaux de neurones, c'est que l'estimation de leurs paramètres ne dépend pas de la complexité du problème, ce qui leur permet de s'adapter à des problématiques de plus en plus complexes. Les principales applications des réseaux de neurones peuvent être regroupées en trois grands domaines:

1. La modélisation

Beaucoup de problèmes, qu'ils soient industriels ou dans le cadre de la recherche, notamment dans les domaines de la mécanique, de la physique, de la chimie ou même de l'économie, nécessitent une représentation à travers un modèle mathématique pour

simuler le comportement du processus étudié. Pour résoudre ces problèmes, il est essentiel d'avoir des outils de calcul puissants, capables d'apprendre et de s'adapter, et dont la conception ne soit pas trop influencée par la complexité ou la taille du problème. Les réseaux de neurones sont une solution particulièrement adaptée pour ce type de problématique.

2. La commande

Le contrôle d'un processus industriel consiste à concevoir un système permettant de calculer l'action à appliquer à ce processus afin d'obtenir un comportement dynamique spécifique. Les réseaux de neurones sont utilisés avec succès dans les systèmes de commande, car ils permettent une grande flexibilité et une capacité d'adaptation automatique aux variations du système.

3. La classification

Un autre grand domaine d'application est la classification, qui consiste à attribuer automatiquement un objet à une catégorie parmi plusieurs possibles. Pour résoudre ce genre de problème, il est nécessaire de représenter chaque exemple à classer à l'aide d'un ensemble de caractéristiques. Les réseaux de neurones sont particulièrement adaptés à cette tâche et sont souvent utilisés dans des applications de classification, qui est l'un des domaines les plus développés dans l'utilisation des réseaux de neurones [38].

Dans d'autres part Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés dans de nombreux domaines tels que l'informatique, l'électronique, les sciences cognitives, l'hydrologie et la neurobiologie. L'étude des réseaux de neurones représente une branche prometteuse de l'intelligence artificielle, avec des applications dans plusieurs secteurs. Par exemple :

Industrie : ils sont employés dans des tâches comme le contrôle qualité, le diagnostic des pannes, l'analyse des relations entre les données fournies par différents capteurs, ou encore la reconnaissance de signatures et d'écritures manuscrites.

Finance : ils permettent de prédire et de modéliser les marchés financiers (comme les taux de change), de sélectionner des investissements, ou encore d'attribuer des crédits.

Télécommunications et informatique : ils sont utilisés pour l'analyse des signaux, la reconnaissance des formes (bruit, images, paroles) et la compression des données.

Environnement : ils jouent un rôle dans l'évaluation des risques, l'analyse chimique, ainsi que dans la prévision et la modélisation météorologiques et hydrologiques, tout en contribuant à la gestion des ressources naturelles [39].

2.11. Avantages et inconvénients de RNA

2.11.1. Avantages des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels offrent plusieurs atouts qui les rendent utiles dans différents contextes. Ils sont capables de modéliser une large gamme de fonctions, qu'elles soient linéaires ou non, simples ou complexes. Grâce à l'algorithme de rétropropagation de l'erreur, ces réseaux peuvent apprendre automatiquement à partir d'exemples, ce qui facilite grandement la création de modèles.

Ils présentent aussi une bonne tolérance au bruit et aux données incomplètes, ce qui les rend robustes même dans des environnements incertains. Par ailleurs, leur utilisation ne demande pas une expertise approfondie en mathématiques ou en statistiques, ce qui les rend accessibles à des utilisateurs non spécialistes. Comparés aux méthodes statistiques classiques, les réseaux de neurones exigent souvent moins de préparation manuelle. De plus, dans certaines situations où les données sont peu nombreuses, ils peuvent encore produire des résultats acceptables [40].

2.11.2. Inconvénients des réseaux de neurones

Malgré leurs nombreux avantages, les réseaux de neurones présentent aussi certaines limites. L'une des principales difficultés réside dans le choix de la structure du réseau, notamment le nombre de couches et de neurones, pour lequel il n'existe pas de méthode systématique universelle. De plus, ils sont sensibles au phénomène de sur-apprentissage, ce qui peut réduire leur capacité à généraliser sur de nouvelles données.

Le réglage des paramètres initiaux, tels que les poids et le taux d'apprentissage, influence fortement la rapidité et la qualité de la convergence du modèle. Enfin, un inconvénient majeur est leur caractère de "boîte noire" : l'information apprise par le réseau est stockée dans les poids synaptiques, ce qui rend difficile l'interprétation et la compréhension des décisions du modèle par un utilisateur [40].

2.12. Construction d'un réseau de neurones artificiels

La conception d'un réseau de neurones artificiels dépend du type de tâche à traiter ainsi que de l'architecture choisie. Toutefois, certaines étapes sont généralement communes à la plupart des cas : [41]

2.12.1. Collecte et préparation des données

Avant d'entraîner un réseau, il est indispensable de disposer de données pertinentes. Ces données doivent être préparées en fonction de l'objectif visé, puis divisées en trois groupes :

un ensemble d'apprentissage servant à ajuster les poids du réseau, un ensemble de validation pour régler les hyperparamètres, et un ensemble de test permettant d'évaluer les performances finales du modèle .

2.12.2. Choix de l'architecture

Plusieurs architectures sont disponibles, chacune adaptée à un type spécifique de problème. Parmi les plus connues, on trouve les réseaux denses, les réseaux convolutifs, les réseaux récurrents ou encore ceux basés sur des mécanismes d'attention. Le choix dépend de la nature des données et des objectifs de la tâche.

2.12.3. Définition des couches et des paramètres

Après avoir sélectionné une architecture, on définit les différentes couches du réseau (entrée, cachées, sortie) ainsi que leurs paramètres principaux, notamment le nombre de neurones et les fonctions d'activation utilisées.

2.12.4. Fonction de coût et optimiseur

Pour mesurer l'écart entre la sortie obtenue et la sortie attendue, une fonction de coût est utilisée. Afin de réduire cet écart, un algorithme d'optimisation (appelé optimiseur) ajuste les paramètres internes du réseau.

2.12.5. Entraînement du modèle

L'apprentissage commence par une initialisation aléatoire des poids et biais du réseau. Les exemples de l'ensemble d'apprentissage sont utilisés pour faire évoluer les paramètres à l'aide de la fonction de coût, jusqu'à atteindre une performance satisfaisante ou la stabilisation des résultats.

2.12.6. Validation et réglage

Une fois le modèle entraîné, il est évalué sur l'ensemble de validation pour vérifier s'il généralise bien. Si le réseau montre des signes de sur-apprentissage ou de sous-apprentissage, on peut modifier les hyperparamètres (nombre de couches, taux d'apprentissage, etc.) pour améliorer les résultats .

2.12.7. Test et évaluation finale

Enfin, les performances du réseau sont testées sur un ensemble de données jamais vues durant l'apprentissage afin d'évaluer sa capacité à bien généraliser dans des situations réelles.

2.13. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels constituent aujourd'hui un outil incontournable dans le domaine de l'intelligence artificielle, en raison de leur capacité à modéliser des systèmes complexes et non linéaires. À travers ce chapitre, nous avons exploré leurs fondements biologiques, leur architecture, leurs mécanismes d'apprentissage, ainsi que leurs domaines d'application variés.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons aux caractéristiques du végétal étudié, afin de mieux comprendre le contexte biologique et physicochimique dans lequel ces réseaux seront exploités. Cette compréhension sera essentielle pour, par la suite, établir un modèle prédictif fiable basé sur les RNA dans le cadre de notre étude sur la cinétique du séchage.

Chapiter 3

Présentation de La sauge

(Salvia officinalis L.)

3.1. Introduction

Depuis les temps anciens, les plantes fournissent les éléments nécessaires à la survie de l'homme. Elles restent la principale source de principes actifs, dont l'utilisation et les rôles sont très variés, plusieurs définitions ont été données aux plantes aromatiques et médicinales (PAM), et cette catégorie de plantes est très vaste et flexible, pouvant inclure de nombreuses plantes sauvages ainsi que plusieurs espèces arborescentes et herbacées cultivées. Une plante médicinale est définie comme une plante contenant des substances dans l'un de ses organes qui peuvent être utilisées à des fins thérapeutiques, ou qui servent de précurseurs pour la chimie pharmaceutique semi-synthétique, cette définition permet de faire la distinction entre les plantes médicinales dont les propriétés thérapeutiques ou leur utilisation dans la fabrication de certaines molécules ont été scientifiquement établies, et celles utilisées en médecine traditionnelle [42].

Dans ce contexte, on a la famille des *Lamiacées* (ou *Labiacées*), qui tire son nom du latin "*Labia*" signifiant "lèvre", en référence à la forme caractéristique de ses fleurs, qui ressemblent à des lèvres. Cette famille comprend environ 258 genres et plus de 6900 espèces. Ce sont des plantes à fleurs, qu'elles soient herbacées ou arborescentes, et elles sont très parfumées. Environ 40% des espèces de cette famille contiennent des composés ayant des propriétés aromatiques [43].

La famille des Lamiacées est largement répartie à travers le monde, principalement dans les zones tropicales et tempérées, tandis qu'elle est rarement présente dans les régions arctiques et en haute montagne. Le plus grand nombre d'espèces se trouve dans des régions comme le bassin méditerranéen, l'Asie centrale, le continent américain, les îles du Pacifique, l'Afrique équatoriale et la Chine [43].

En Algérie, cette famille compte environ 28 genres et 146 espèces. De manière générale, les Lamiacées sont peu fréquentes dans les zones présahariennes et dans les étages élevés comme le Hoggar, sauf pour certaines espèces telles que *Marrubium deserti*, *Salvia aegyptica* et *Teucrium polium*, qui y sont largement répandues, le genre *Salvia*, connu sous le nom de sauge, appartient à la famille des *Lamiacées* (*Lamiaceae*) et représente l'un de ses genres les plus importants, avec près de 900 espèces réparties à travers le monde. En Algérie, on recense 23 espèces appartenant à ce genre [43].

Dans ce chapitre, nous nous concentrerons sur l'étude du genre *Salvia*, en abordant ses caractéristiques botaniques, ses propriétés, et son importance dans différents domaines.

L'objectif de cette étude est de mieux comprendre ce végétal et d'explorer ses applications possibles, notamment en termes de ses propriétés médicinales et aromatiques.

3.2. Historique de *Salvia*

Le nom de la sauge provient du latin "*Salvia*", qui signifie "guérir" ou "sauver", ce qui reflète son efficacité reconnue. La sauge était considérée comme une plante sacrée dans plusieurs cultures anciennes. En Chine, elle était tellement prisée que les Chinois échangeaient leurs feuilles de thé les plus précieuses contre des feuilles de sauge. Chez les Grecs, les Romains et les Arabes, elle était couramment utilisée comme tonique et en compresse contre les morsures de serpent.

Au XVI^e siècle, le botaniste Jacob Tabernae-Montanus rapporte que les femmes égyptiennes buvaient du jus de sauge pour augmenter leur fertilité. Au XVIII^e siècle, les feuilles de sauge étaient fumées pour traiter l'asthme dès l'apparition du pollen printanier. La plante était associée à l'immortalité et à la longévité. Certaines tribus amérindiennes mélangeaient la sauge avec de la graisse d'ours pour traiter les problèmes de peau. Elle était également utilisée pour soigner les verrues. Ses effets bénéfiques, grâce à son huile essentielle et à la présence d'œstrogène, étaient déjà connus des Romains et des Égyptiens. Tout au long du Moyen Âge, la sauge restait une plante essentielle et faisait partie de nombreuses préparations médicinales, comme l'eau d'arquebuse, l'eau céleste, ou l'eau impériale. Cela est confirmé par le proverbe : « Celui qui a de la sauge dans son jardin n'a pas besoin de médecin » [44].

3.3. Le genre *Salvia*

Le genre *Salvia* comprend des espèces annuelles, bisannuelles ou vivaces. Les tiges sont généralement quadrangulaires et inclinées, à l'image des autres membres de la famille des Lamiacées, les feuilles sont en général entières, mais peuvent parfois être dentées ou pennées. Les hampes florales portent de petites bractées de taille inégale.

Salvia officinalis L. est une plante annuelle ou bisannuelle d'origine méditerranéenne, appartenant à la famille des *Labiées*.

En Algérie, environ une trentaine d'espèces de *Salvia* ont été recensées. Plusieurs appellations locales ont été attribuées à la sauge. Selon Solon Ibn Beytar, les Andalous la nomment « essalma », tandis que les botanistes espagnols l'appellent « Salbia ». El-

Djazaïri mentionne également l'expression « souekenni » comme synonyme de « Saleme » [45].

3.4. Définition de la Sauge

La sauge officinale (*Salvia officinalis* L.), appartenant à la famille des *Lamiacées*, se caractérise par des petits arbustes aux feuilles fines et parfumées, dégagent une odeur camphrée distinctive. C'est une plante à la fois aromatique et médicinale, largement utilisée sous différentes formes : fraîche, en extrait ou en huile essentielle. En plus de son usage traditionnel dans l'alimentation familiale et la médecine populaire, la sauge, et notamment ses huiles essentielles, trouve des applications dans plusieurs secteurs industriels, tels que la parfumerie, la cosmétologie, l'agroalimentaire et la pharmacie [43].

3.5. Noms vernaculaires et scientifiques

- Noms communs : Herbe sacrée, thé de Grèce, herbe sage.
- Nom scientifique : *Salvia officinalis*
- Nom français : Calamintha vulgaris
- Noms vernaculaires : Sâlniya, Mrimra
- Nom français courant : Sauge
- Nom anglais : Garden sage [46]

3.6. Classification

Royaume : Plantae

Embranchement : Streptophyta

Classe : Equisetopsida

Sous-classe : Magnoliidae

Ordre : Lamiales

Famille : *Lamiaceae*

Genre : *Salvia*

Espèce : officinalis

Noms communs : Sauge, Sauge commune, Sauge de jardin, Sauge dorée, Sauge de cuisine, Sauge vraie, Sauge culinaire, Sauge dalmate, Sauge à grandes feuilles.

Synonymes : *Salvia officinalis gallica*, *Salvia officinalis lavandulifolia*, *Salvia officinalis multiflora*, *Salvia officinalis officinalis*, *Salvia officinalis oxyodon* [47].

3.7. Origine et Distribution

La sauge officinale est une plante originaire du sud de l'Europe, caractérisée par son feuillage persistant et son arôme puissant. Elle forme de beaux buissons secs et se développe naturellement dans les sols secs et riches en calcaire des plaines, des garrigues ainsi que des régions de basse montagne jusqu'à 800 mètres d'altitude. La sauge officinale pousse principalement dans le bassin méditerranéen, en Amérique du Nord et en Asie occidentale. Les populations de cette plante sont considérées comme semi-sauvages. Bien qu'elle puisse être cultivée dans les jardins à des fins ornementales, sa véritable place reste dans les carrés de plantes médicinales, où elle est utilisée depuis l'Antiquité [48].

Mais la *Salvia officinalis* est restée originaire de la région méditerranéenne, mais elle s'est répandue à travers le monde. Elle est récemment utilisée comme plante ornementale, tout en conservant un long héritage dans les domaines médicinal et culinaire [47].

3.8. Description de *Salvia*

Les petites poils sur les feuilles de la sauge sont appelés trichomes. Les cultivars varient considérablement en taille, couleur des feuilles et des fleurs, motif du feuillage et types de feuilles panachées. La variété du Vieux Monde a des fleurs qui peuvent être blanches, roses ou violettes, bien que la couleur lavande soit la plus courante. La plante atteint une hauteur et une largeur d'environ 60 cm et fleurit en été ou en fin de printemps. Les feuilles oblongues peuvent mesurer jusqu'à 65 mm de longueur et 25 mm de largeur. Les très petits poils soyeux sur le dessous des feuilles leur donnent un aspect presque blanc, tandis que les feuilles sont vert grisâtre [47].

On précise mieux Cette plante est une vivace caractérisée par une tige ligneuse à la base, formant un buisson pouvant dépasser 80 cm de hauteur. Elle possède des rameaux de couleur vert blanchâtre (voir fig3.1). Ses feuilles sont relativement grandes, épaisses, opposées et de couleur vert blanchâtre (voir fig3.2). Les fleurs, de couleur bleu violacé clair, sont disposées en épis terminaux lâches, avec de 3 à 6 fleurs par verticille espacé (voir fig3.3). Le calice est en forme de cloche avec cinq dents longues, tandis que la corolle est bilabée : la lèvre supérieure en forme de casque et la lèvre inférieure est trilobée (voir fig3.4). Le fruit est formé de quatre akènes appelés tétrakènes [49].



Figure 3.1: Aspect de la plante *Salvia officinalis*.



Figure 3.2: Les feuilles de *Salvia*.



Figure 3.3: Les fleurs de *Salvia officinalis*.



Figure 3.4: Les graines de *Salvia*.

3.9. Usage de la Sauge

3.9.1. Usages médicaux et pharmaceutiques de *Salvia officinalis*

La sauge est une plante médicinale connue depuis l'Antiquité pour ses nombreuses vertus thérapeutiques. Elle est particulièrement recommandée comme tonifiant naturel pour les personnes souffrant d'anémie, de stress ou de fatigue mentale, notamment chez les étudiants. Grâce à ses propriétés antioxydantes, elle contribue à stimuler la mémoire, les fonctions cérébrales, et à ralentir le vieillissement cognitif.

Elle est aussi utilisée sous forme de gargarismes pour soulager les inflammations buccales, les abcès et favoriser la cicatrisation des plaies. Ses extraits, aux propriétés antimicrobiennes et astringentes, entrent souvent dans la composition des dentifrices.

Traditionnellement, elle est utilisée dans le traitement des affections respiratoires comme la bronchite, l'asthme, la toux, ou encore les maux de gorge. Au XVIII^e siècle, les feuilles de sauge étaient même fumées pour soulager l'asthme saisonnier.

Sur le plan digestif, elle possède une action antispasmodique efficace contre les troubles tels que les ballonnements ou les digestions difficiles, en facilitant notamment l'assimilation des graisses via la stimulation de la bile.

Historiquement, elle fut valorisée par plusieurs civilisations – grecque, romaine, arabe et égyptienne – pour traiter divers maux, allant de l'infertilité à la peste, et était aussi appliquée en compresse contre les morsures de serpent. De plus, la sauge est réputée pour réduire la transpiration excessive et fut recommandée aux personnes tuberculeuses sous forme d'infusions [50].

3.9.2. Usages cosmétiques de *Salvia officinalis*

La sauge occupe une place importante dans le domaine cosmétique grâce à ses nombreuses propriétés naturelles. Son huile essentielle est particulièrement utilisée dans les soins pour les peaux grasses ou sujettes à l'acné, notamment sous forme de masques faciaux. On la retrouve aussi dans certaines crèmes appliquées localement pour apaiser les boutons de fièvre.

En soins capillaires, la sauge est appréciée pour sa capacité à réduire les pellicules et à redonner éclat et vitalité aux cheveux. Par ailleurs, elle joue un rôle dans la parfumerie en tant que fixateur naturel : il est d'usage de frotter une feuille de sauge sur la peau avant d'appliquer un parfum afin d'en prolonger la tenue [50].

3.9.3. Usages alimentaires de *Salvia officinalis*

La sauge est largement utilisée dans le domaine culinaire, notamment comme arôme naturel, soit sous forme de feuilles séchées, soit sous forme d'huile essentielle. Grâce à son parfum prononcé, elle est souvent ajoutée aux plats de viande, en particulier le gibier, ainsi qu'aux préparations riches comme les farces ou les ragoûts, auxquels elle apporte une touche de saveur relevée et agréable.

On l'emploie également pour aromatiser les bouillons, les sauces, ou encore les vinaigres aux herbes. Certaines espèces de sauge sont aussi valorisées par les populations amérindiennes, qui utilisent leurs graines comme aliment de base ou pour préparer des boissons traditionnelles. Par ailleurs, cette plante fait partie intégrante des épices courantes dans la cuisine méditerranéenne [50].

3.10. Récolte et conservation de *Salvia officinalis*

La récolte des feuilles de sauge peut se faire tout au long de l'année selon les besoins, mais la période la plus favorable reste celle qui précède la floraison, généralement au printemps, car c'est à ce moment que la plante est la plus riche en principes actifs.

Concernant sa conservation, les feuilles fraîches peuvent être gardées quelques jours au réfrigérateur, dans le bac à légumes. La sauge se congèle aussi très bien. Pour un séchage efficace, il est conseillé de suspendre les tiges à l'envers dans un endroit sec, bien ventilé et à l'abri de la lumière [50].

3.11. Principaux constituants de la sauge

La sauge possède une composition chimique complexe qui varie en fonction des conditions de culture et de la période de végétation. Les principaux constituants de la sauge sont les suivants :

L'huile essentielle représente environ 1 à 2,5% de la composition chimique, et sa teneur varie en fonction du lieu et du moment de la récolte. Cela conduit à la formation de différents chimétypes, selon la concentration des principaux composés.

La sauge contient également entre 2 et 6% de tanins, avec l'acide rosmarinique comme principal composé de cette catégorie.

Elle renferme des diterpènes tels que le carnosol, la picrosalvine, formée à partir de l'acide carnosolique lors du séchage et du stockage, ainsi que le rosmanol, l'isorosmanol et le saffcinolide, entre autres.

La sauge contient entre 1 et 3% de flavonoïdes, principalement dérivés de la lutéoline et de l'apigénine, ainsi que des glycosylflavones comme le caféyl-fructosylglucoside et le caféyl-apiosylglucoside, qui sont responsables de ses propriétés antioxydantes [44].

3.12.Toxicologie de la sauge

L'huile essentielle de la sauge renferme un composé appelé thuyone, dont la concentration peut atteindre 50 %. Ce composé est connu pour ses effets neurotoxiques et peut, dans certains cas, provoquer des crises épileptiques. Toutefois, les recherches indiquent qu'une utilisation modérée des feuilles de sauge ou de son huile essentielle (jusqu'à 15 gouttes par jour) ne présente pas de danger avéré, ni à court ni à long terme [51].

Il convient cependant de noter que la thuyone ne provoque pas seulement une irritation locale, mais peut aussi avoir des effets sur le système nerveux central après son absorption. Une consommation excessive ou prolongée pourrait entraîner des troubles graves, voire irréversibles, affectant le cerveau, le foie, les reins et le cœur. Ce risque est d'autant plus préoccupant chez les enfants, qui y sont plus sensibles.

Enfin, lorsqu'on dépasse la dose de 15 g de plante sèche, certains symptômes peuvent apparaître, tels que la bouche sèche, la transpiration excessive, des palpitations ou des vertiges [45].

3.13. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail la plante *Salvia officinalis*, en mettant en évidence ses caractéristiques botaniques, ses principaux constituants chimiques ainsi que ses diverses utilisations dans les domaines alimentaire, médicinal et cosmétique. Cette exploration nous a permis de mieux comprendre l'importance croissante de cette plante parmi les espèces aromatiques et médicinales à haute valeur ajoutée.

Ce chapitre constitue ainsi une introduction essentielle à la suite de notre travail, qui portera sur l'étude expérimentale du séchage de la sauge. Le prochain chapitre sera donc consacré à la description du protocole expérimental, aux conditions de séchage appliquées ainsi qu'à la modélisation mathématique de la cinétique de séchage. L'objectif étant d'évaluer l'impact de cette opération sur la qualité du produit final, notamment en ce qui concerne sa coloration.

Chapitre 4

Matériels et méthodes

4.1. Matériel végétal

Le matériel végétal utilisé dans cette étude est constitué de feuilles entières de *Salvia officinalis* L. Ces feuilles ont été récoltées à maturité au niveau de **Kaf Al Hamam Ouled Aich Blida** durant la période de **20 avril** jusqu'à **11 mai 2025**.

Après la récolte, les feuilles ont été directement transportées au laboratoire pour être soumises aux expériences de séchage le même jour.



Figure 4.1 : Photo de *Salvia officinalis* L.

4.2. Produits chimiques

Le produit chimique utilisé dans cette étude est l'acétone CH_3COOH (CLCM Labs 99.8%) employée pour l'analyse de chlorophylle dans les feuilles de sauge dans le cadre de l'évaluation de leur coloration, l'acétone utilisée est à 80 %, préparée en mélangeant 80 % d'acétone pure (99.8%) avec 20 % d'eau distillée.

4.3. Appareillage utilisé

4.3.1. Matériel de séchage des feuilles de *Salvia*

Le séchage a été effectué dans une étuve (de marque memmert) à température contrôlée. Un thermocouple a été utilisé pour mesurer la température de l'air, un anémomètre pour la vitesse de l'air, et une balance de précision 0.001g pour la pesée des échantillons (de marque AR223CN OHAUS) .

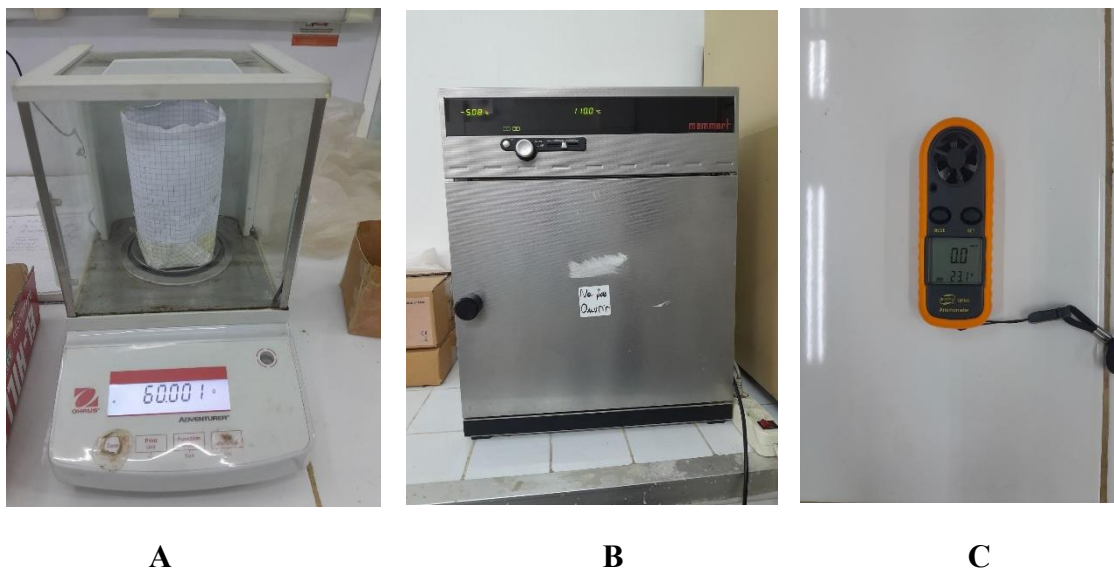


Figure 4.2 : A.Balance, B.Etuve, C.Anémomètre.

4.3.2. Matériel de blanchiment

Le blanchiment a été réalisé à l'aide d'un bain-marie chauffé à 80°C et on pesoin un congélateur.

4.3.3. Matériel de l'analyse de chlorophylle

L'analyse de chlorophylle a été effectuée a l'aide d'un spectrophomètre UV-VISIBLE (de marque SHIMADZU UV-1800), une balance de précision 0.001g a été utilisée pour préparer les échantillons et une centrifuge.



Figure 4.3 : Spectrophomètre UV-VISIBLE.

4.4. Mode opératoire

4.4.1. Opération de blanchiment

Objectif : Prétraiter les feuilles de sauge afin d'inactiver les enzymes responsables du brunissement, préserver la couleur verte, et améliorer la qualité du séchage.

Le blanchiment a été effectué par exposition des feuilles à la vapeur d'eau à 80°C pendant 1 minute, suivi d'un refroidissement rapide dans un congélateur pendant 1 minute aussi pour stopper l'action enzymatique.

4.4.2. Opération de séchage

Préparation physique des feuilles de sauge

Dans le but d'assurer une homogénéité entre les échantillons et de faciliter l'analyse de la cinétique de séchage, les feuilles de sauge peuvent être préparées selon l'objectif de l'étude :

- Utilisation des feuilles entières :

Cette méthode permet de conserver la structure naturelle de la plante. Elle est recommandée lorsqu'on souhaite évaluer l'effet du séchage sur les propriétés globales de la feuille, comme la couleur, la texture ou les composés bioactifs.

Toutefois, elle peut engendrer une certaine variabilité entre les échantillons, en raison des différences de taille et d'épaisseur des feuilles.

Le séchage a été réalisé dans une étuve à trois température (40°C, 50°C, ou 60°C) et trois vitesses d'air (1,2,0.5 m/s), chaque essai a été effectué avec 60g de feuilles blanchies. La masse a été relevée toutes les 5 minutes jusqu'à stabilisation. La température et la vitesse de l'air ont été surveillées pendant tout le séchage.

4.4.3. Analyse de chlorophylle

Objectif : Étude l'impact du séchage sur la teneur en pigments photosynthétiques (chlorophylle a, chlorophylle b et caroténoïdes) dans les feuilles de sauge (*Salvia officinalis*), à l'aide de la méthode spectrophotométrique.

L'extraction des pigments a été effectuée en mélangeant 0.1g de poudre de feuilles séchées ou fraîche avec 10 ml d'acétone à 80%, Centrifuger à indiquer la vitesse 3000 tr/min pendant 10 minutes.

Les extraits ont été analysés par spectrophotométrie UV-Visible à **470 nm, 647 nm, 664nm**. Les concentration de chlorophylle a, chlorophylle b et caroténoïdes ont été déterminées à l'aide de ses équations en mg/g de matière végétale :

- **Chlorophylle a (Chla)** = $12,21 \times A_{664} - 2,79 \times A_{647}$ (4.1)

- **Chlorophylle b (Chlb)** = $21,21 \times A_{647} - 5,10 \times A_{664}$ (4.2)

- **Caroténoïdes totaux** = $(1000 \times A_{470} - 1,8 \times Chla - 85,02 \times Chlb) / 198$ (4.3)

- **Chlorophylle totale (ChlT)** = $Chla + Chlb$ (4.5)

Chapitre 5

Résultats et discussion

la modélisation de la cinétique du séchage de la sauge par RNA.

5.1. Détermination de la masse sèche

La détermination de la masse sèche a été réalisée en plaçant un échantillon de 60 g de feuilles de sauge dans une étuve à 100°C pendant 24h, jusqu'à obtention d'une masse constante. La masse sèche obtenue était de 12.35g.



Figure 5.1: Feuilles de Salvia avant le séchage.



Figure 5.2: Feuilles de *Salvia* après le séchage.

5.2. Cinétique de séchage

La détermination de la masse sèche est importante pour calculer la teneur en eau initiale et également pour considérer la masse à laquelle le séchage s'arrêtera dans les expériences futures.

On a à base sèche :

A partir de l'équation (1.8) la teneur en eau initiale $X_0 = 3,4$.

La teneur en eau en fonction du temps:

$$X_T = \frac{(m_t - m_s)}{m_s} \quad (5.1)$$

La teneur en eau réduite (moisture ratio):

$$MR = \frac{X_T}{X_0} \quad (5.2)$$

À base humide d'après l'équation (1.9) $X_0 = 77,29\%$

X_0 a été ensuite utilisée pour le calcul du teneur en eau réduit X^* durant les différentes cases de séchage.

5.2.1. Les Courbes de séchage

Les figures (5.2, 5.3 et 5.4) qui suivent donneront l'évolution de la teneur en eau en fonction du temps pour la sauge au cours du séchage et pour les conditions de séchage fixées à deux variantes de température de l'air 40 °C, 50 et 60 °C et trois valeurs de vitesse d'air (0.5, 1 et 2 m/s).

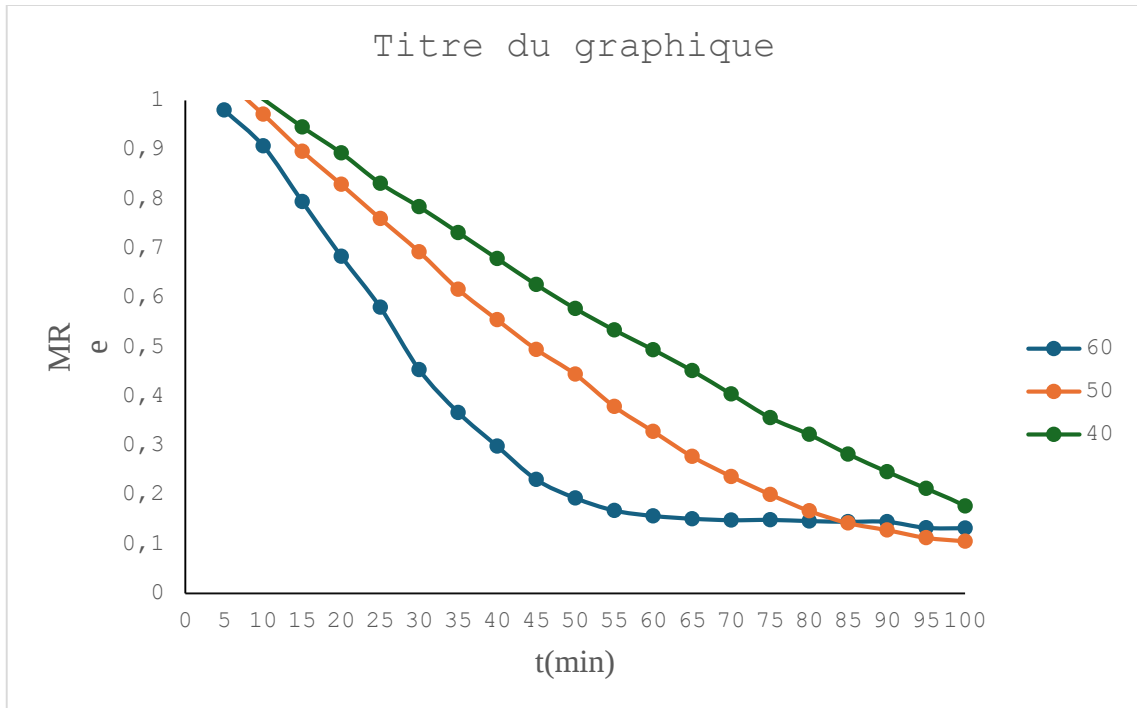


Figure 5.3: Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 0.5m/s).

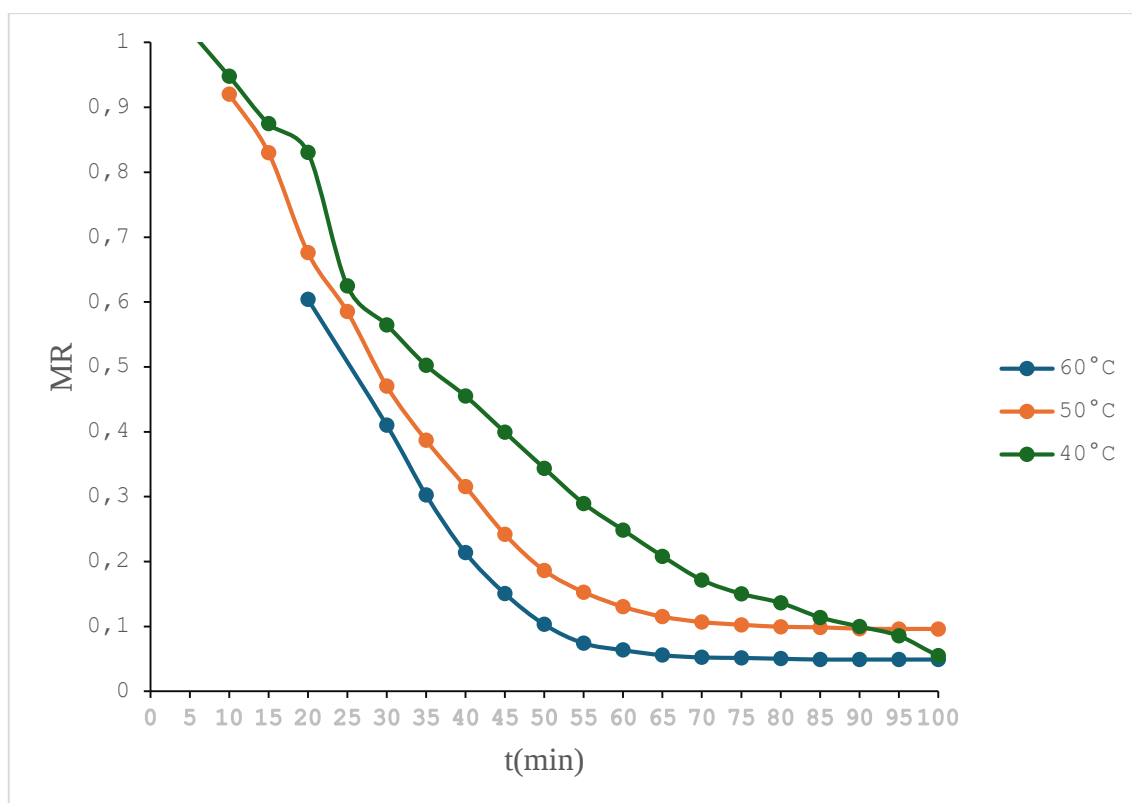


Figure 5.4 : Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 1m/s).

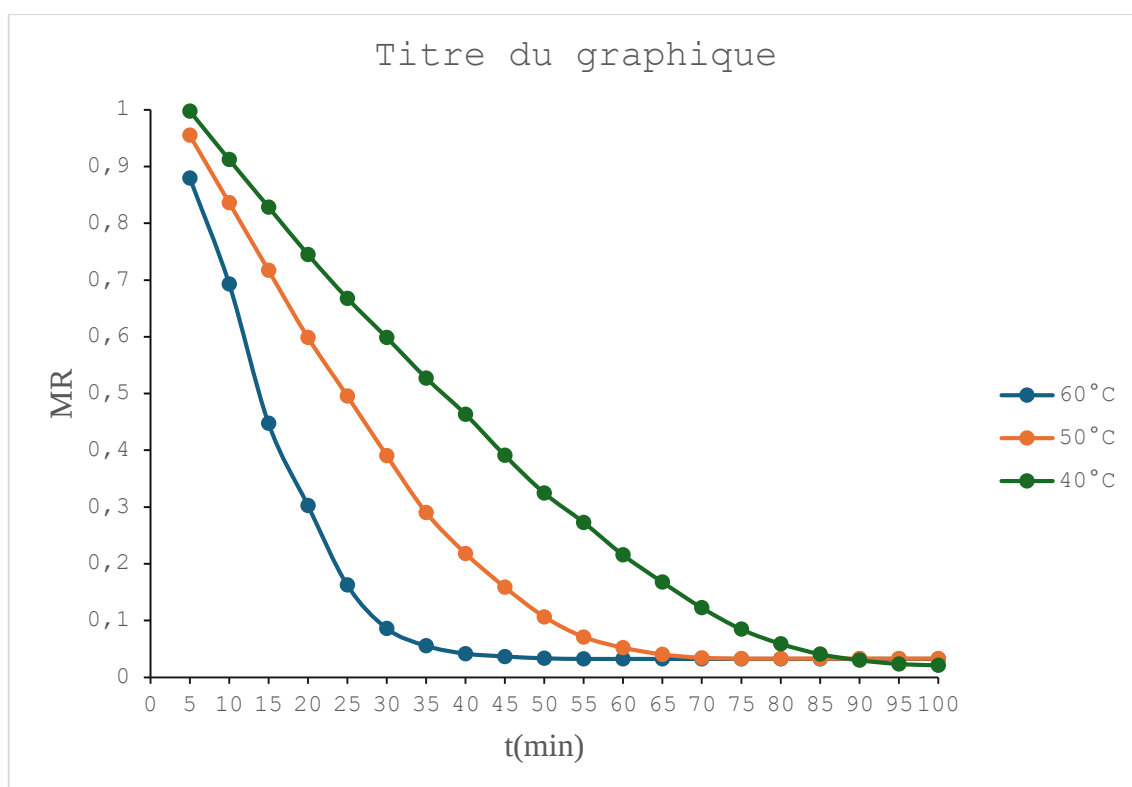


Figure 5.5: Evolution de la teneur en eau en fonction du temps(vitesse 2m/s).

- **Discussion sur les courbes de séchage:**

L'analyse des courbes de séchage met en évidence une diminution progressive de la teneur en eau au cours du temps, reflétant une cinétique typique de séchage des produits végétaux. On observe que l'augmentation de la température de séchage (de 40 à 60 °C) entraîne une accélération notable de la perte d'humidité, due à l'augmentation du gradient thermique entre l'air chaud et la surface du produit, favorisant ainsi le transfert de masse. Par ailleurs, l'effet de la vitesse d'air est perceptible, surtout à température élevée. Une vitesse plus élevée permet un renouvellement plus rapide de la couche limite autour des feuilles, ce qui améliore l'évacuation de la vapeur d'eau. Cependant, cet effet reste moins dominant que celui de la température. Dans toutes les conditions testées, la phase de séchage se caractérise par une vitesse décroissante, ce qui indique que le transfert d'humidité est contrôlé principalement par diffusion interne après l'élimination de l'eau libre en surface. Ce comportement est cohérent avec les données de la littérature concernant les feuilles médicinales. Ainsi, les conditions de 60 °C et 2 m/s se révèlent comme les plus efficaces pour réduire le temps de séchage, tout en conservant une courbe régulière, ce qui les rend idéales pour une application à échelle industrielle.

5.3. Analyse de chlorophylle

5.3.1. Absorbance du chlorophylle

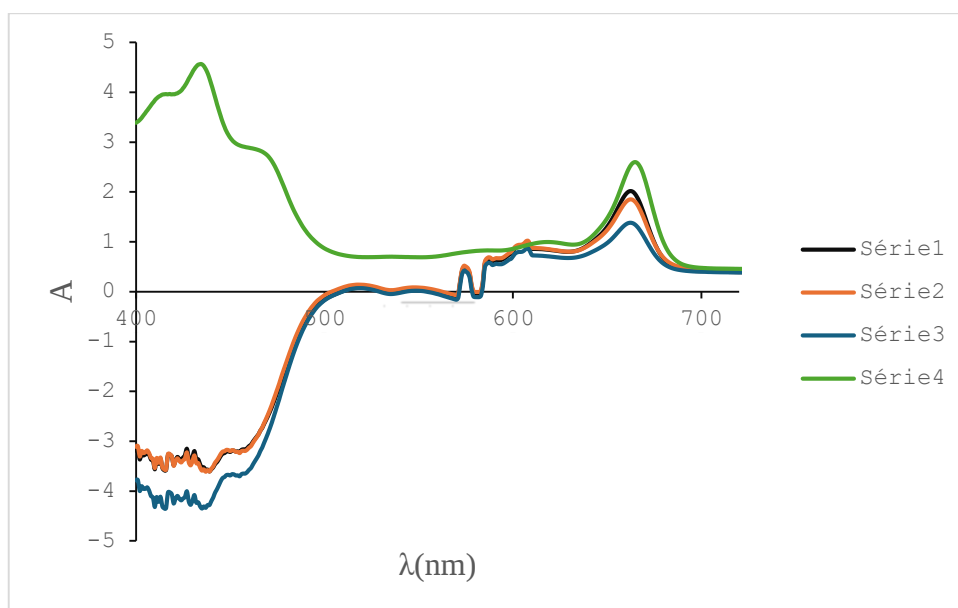


Figure 5.6: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) à différentes températures (40,50,60 °C) à vitesse=0.5m/s.

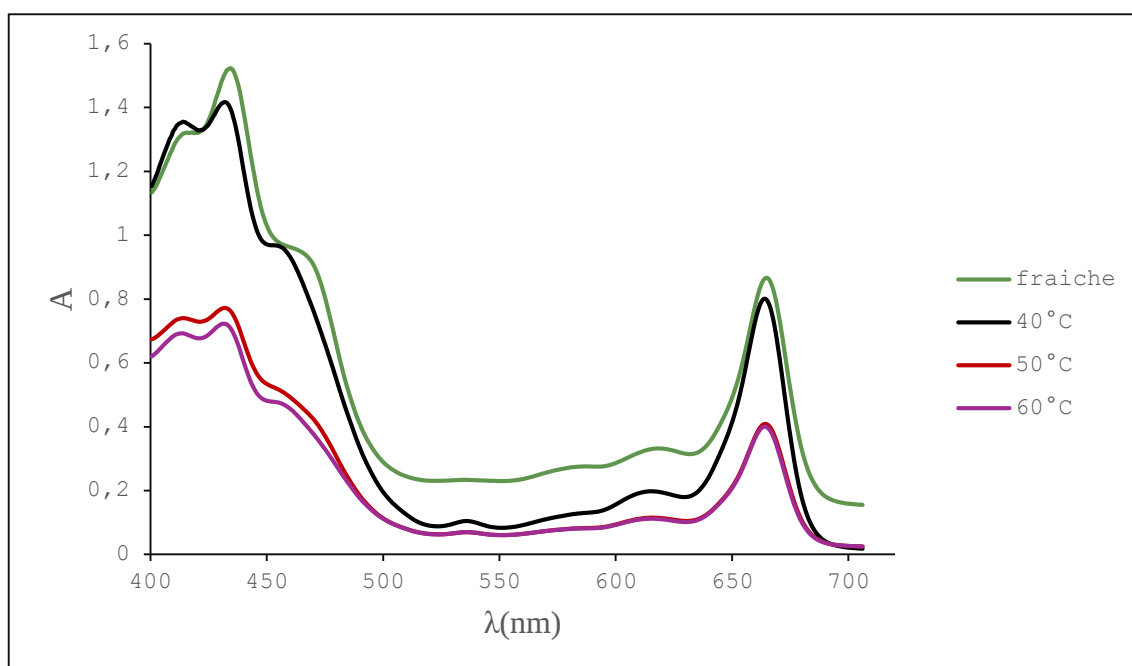


Figure 5.7: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) à différentes températures (40,50,60 C°) à vitesse=1m/s

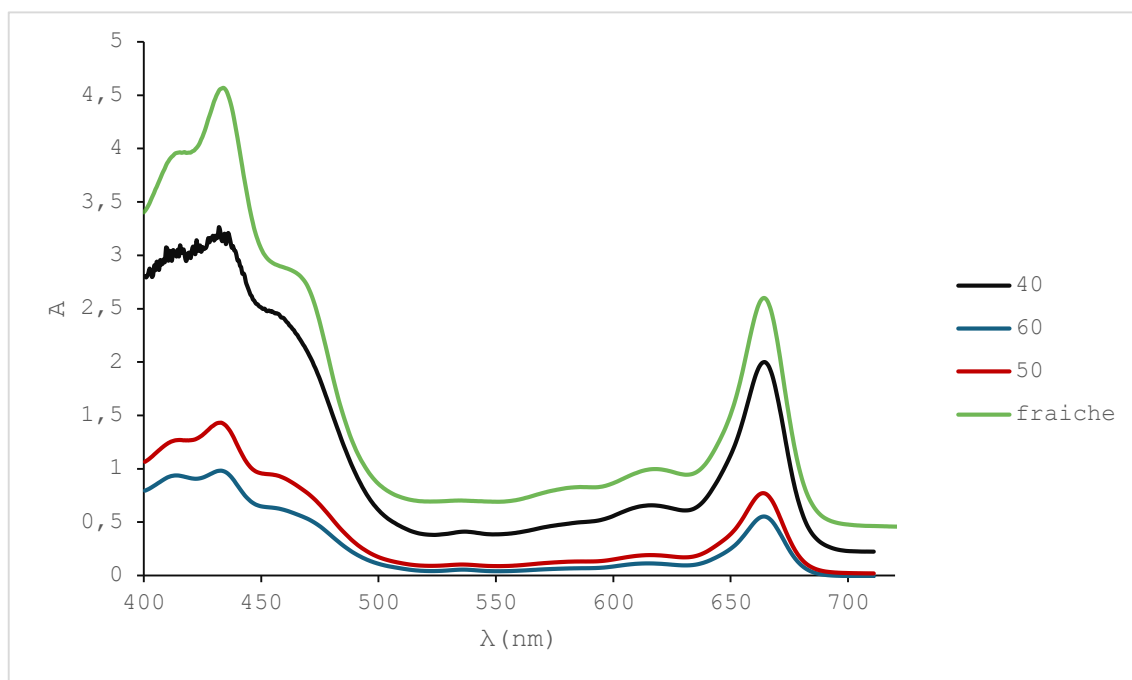


Figure 5.8: Spectres d'absorbance du chlorophylle de la sauge séchée (et fraîche) à différentes températures (40,50,60 C°) à vitesse=2m/s.

5.3.2. Les concentrations des pigments du chlorophylle

Tableau 5.1: Les concentrations des pigments (chla, chlb, carot, chlt) mesurées.

Vitesse(m/s)	concentration	Chla	Chlb	Carot	Chlt
0,5	Fraiche	27,982161	14,783076	7,15845954	42,765237
	40	21,04881	14,656338	-19,084696	35,705148
	50	19,178406	14,471436	-18,833751	33,649842
	60	14,1717	12,18093	-19,731978	26,35263
1	Fraiche	27,982161	14,664222	7,20949473	42,646383
	40	26,379747	10,26306	6,93510654	36,642807
	50	13,434993	5,319486	4,01795108	18,754479
	60	13,166226	5,258142	3,34673515	18,424368
2	Fraiche	27,982161	14,783076	7,15845954	42,765237
	40	21,643878	10,851864	5,68139163	32,495742
	50	6,275493	1,57221	1,94057989	7,847703
	60	8,196741	5,399952	1,48657549	13,596693

• Discussion des résultats de coloration

L'analyse spectrophotométrique a révélé une influence marquée des conditions de séchage sur la rétention des pigments photosynthétiques dans les feuilles de *Salvia officinalis*. Les spectres d'absorbance montrent que les échantillons frais présentent les pics les plus élevés à 664 nm, 647 nm et 470 nm, correspondant respectivement à la chlorophylle a, la chlorophylle b et les caroténoïdes. La température a un impact direct sur la dégradation des pigments : plus elle est élevée, plus la perte en chlorophylles est importante. À 60 °C, la diminution de l'absorbance est particulièrement nette, témoignant d'une dégradation thermique accentuée. En revanche, à 40 °C, la conservation des pigments est significativement meilleure. La vitesse d'air module également cet effet. À 0,5 m/s, les pertes restent modérées, surtout à basse température. À 1 m/s, un bon équilibre est observé à 40 °C, où la chlorophylle a reste relativement stable. À 2 m/s, la dégradation est la plus marquée, notamment à haute température, ce qui suggère qu'un flux d'air intense accélère la perte des composés sensibles. Les concentrations mesurées confirment ces tendances. Par exemple, la chlorophylle a passe de 21,05 mg/g (40 °C, 0,5 m/s) à

14,17 mg/g (60 °C, 0,5 m/s). Les caroténoïdes montrent également une forte réduction, parfois accompagnée de valeurs aberrantes (négatives), probablement dues à des interférences analytiques ou à des pertes extrêmes. Ainsi, la combinaison 40 °C – 1 m/s semble offrir le meilleur compromis entre efficacité de séchage et préservation des pigments. Ces résultats sont essentiels pour définir des conditions optimales de séchage dans un contexte où la qualité colorimétrique est un critère clé, notamment pour les usages alimentaires, pharmaceutiques ou cosmétiques.

5.4. Modélisation la cinétique de séchage par RNA

Après cette analyse des résultats expérimentaux, une modélisation par réseaux de neurones artificiels a été mise en œuvre afin de prédire le comportement du séchage et optimiser ses paramètres.

5.4.1. Source de la base de données

L'objectif primordial est de collecter une base donnée suffisante pour construire un réseau de neurone artificiel capable de prédire une paramètre de sortie en même temps à travers trois paramètres d'entrées. La base des données de ce travail est tirée d'après des expériences expérimentales qui nous fait dans laboratoire de l'université.

La base de données collectée présente l'influence de la variation des différents paramètres de séchage.

5.4.2. Choix des variables d'entrée et de sortie du modèle RNA

Le choix des variables d'entrée et de sortie pour la modélisation par réseau de neurones artificiels (RNA) a été guidé par les facteurs opératoires les plus déterminants dans le processus de séchage, ainsi que par la disponibilité des données expérimentales.

> Les variables d'entrée sélectionnées sont :

La température de séchage (°C) : elle influence directement la vitesse de transfert de chaleur, et donc l'évaporation de l'eau. (40 ,50 ,60°C).

La vitesse de l'air (m/s) : elle conditionne le transfert de masse entre le produit et l'air ambiant. (1,2,0.5m/s)

Le temps de séchage (min) : il reflète la durée d'exposition du matériau aux conditions thermiques.

> La variable de sortie retenue est la teneur en eau résiduelle du produit (kg d'eau/kg de matière sèche), qui représente un indicateur clé de l'efficacité du séchage. Elle permet d'évaluer dans quelle mesure l'humidité a été éliminée et si le produit est stable pour le stockage.

Ce choix de variables permet au modèle RNA d'apprendre la relation non linéaire entre les paramètres de fonctionnement du procédé et l'évolution de la teneur en eau, sans avoir à modéliser explicitement les mécanismes physiques complexes liés aux transferts couplés de chaleur et de masse.

5.4.3. Préparation des données

D'après les résultats expérimentales et le choix des entrées et la sortie soyez avec nous une matrice de 3 colonnes et 130 lignes des données sont représentées en 4 colonnes dans un tableau résume notre base des données.

Tableau 5.2: Dimensions de la matrice des données.

Phase	Paramètres étudiés	Dimension de la matrice de la base des données
Entrées	T	[179,1]
	V	[179,1]
	t	[179,1]
Sortie	MR	[179,1]

5.4.4. Propriétés des réseaux établis

Le modèle adopté est un réseau de type « feed-forward » à propagation avant (Multilayer Perceptron, MLP), comportant trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Les variables d'entrée sélectionnées sont : la température de séchage (°C), la vitesse de l'air (m/s) et le temps (min). La variable de sortie est la teneur en eau (kg d'eau/kg de matière sèche).

Les données expérimentales ont été introduites dans l'interface graphique de MATLAB. Une division automatique a été effectuée : 70 % des données pour l'apprentissage (training), 15 % pour la validation, et 15 % pour le test. L'algorithme d'apprentissage utilisé est le « Levenberg-Marquardt » (trainlm), connu pour sa rapidité et sa précision dans les réseaux de petite taille.

Il n'existe pas de règle pour le choix du nombre de neurones dans la couche cachée, mais pour obtenir la meilleure structure neuronale, le nombre de neurones sur les couches cachées a été optimisé, cette optimisation a consisté à faire varier de 1 à 10, le nombre de neurones sur la couche cachée.

Après plusieurs essais, la meilleure architecture obtenue était composée de 3 neurones dans la couche d'entrée, 15 neurones dans la première couche cachée et 10 neurones dans la deuxième couche cachée 1 neurone en sortie. La fonction d'activation utilisée dans la couche cachée est la sigmoïde logarithmique (logsig), tandis qu'une fonction linéaire (purelin) a été appliquée dans la couche de sortie.

Le tableau suivant résumer la structure de model RNA utilisé dans la simulation:

Tableau 5.3: Structure du RNA utilisé pour la modélisation de la cinétique de séchage.

Couche	Nombre de neurones	Fonction d'activation
Couche d'entrée	3	----
1 ^{ère} couche cachée	15	Sigmoïde logarithmique (logsig)
2 ^{ème} couche cachée	10	Sigmoïde logarithmique (logsig)
Couche de sortie	1	Linéaire (purelin)
Algorithme d'apprentissage	Levenberg -Marquardt (trainlm)	

5.5. Les étapes de la modélisation du procédé de séchage par MATLAB R2015b

Dans le but de modéliser la cinétique du séchage de la sauge (*Salvia officinalis* L) et de prédire les valeurs finale de la teneur en eau en fonction des paramètres opératoires, un réseau de neurones artificiels (RNA) a été développé à l'aide de l'outil MATLAB (nntool).

MATLAB (Matrix Laboratory) est un environnement de développement numérique et un langage de programmation de haut niveau, spécialement conçu pour le calcul matriciel, la simulation, l'analyse de données et la visualisation. Il est largement utilisé dans les domaines scientifiques et techniques, notamment pour la modélisation, le traitement des

signaux, et le contrôle des systèmes. Dans ce travail, la version MATLAB R2015b a été utilisée pour la modélisation de la cinétique de séchage [52].

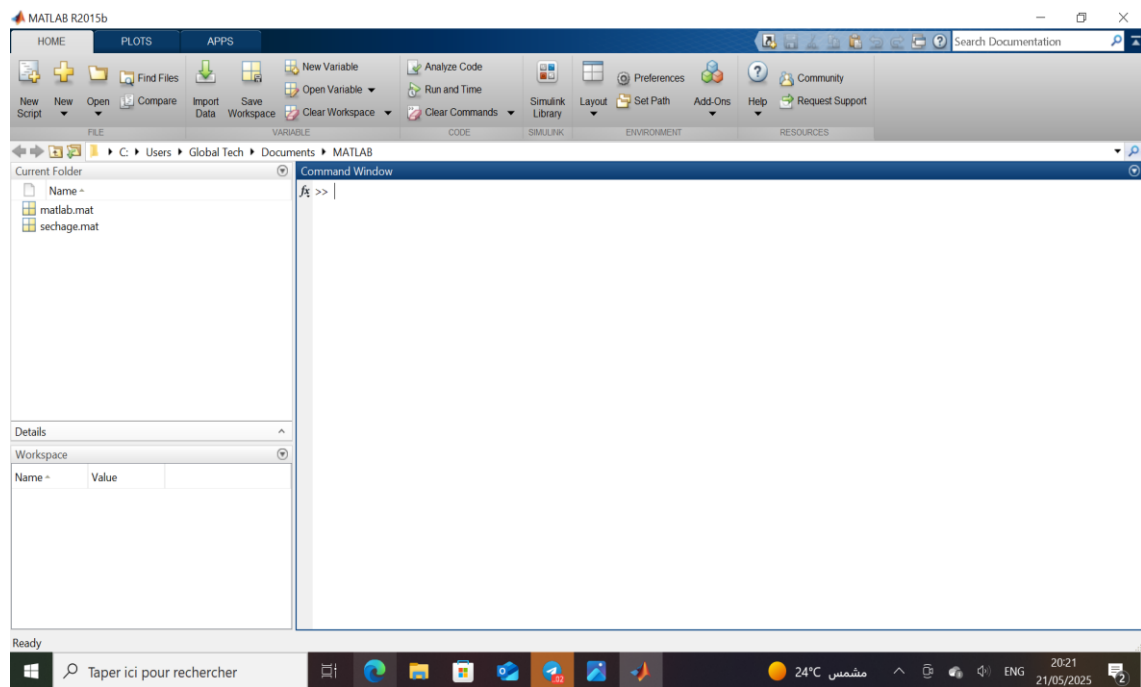


Figure 5.9: Logiciel Matlab 2015b.

- Import data (pour importer les données expérimentales de séchage : un fichier Excel des données qui contient une matrice (t : min ; v : m/s ; T : $^{\circ}\text{C}$; MR : la teneur en eau (kg d'eau/kg de matière sèche)) (figure 5.9).

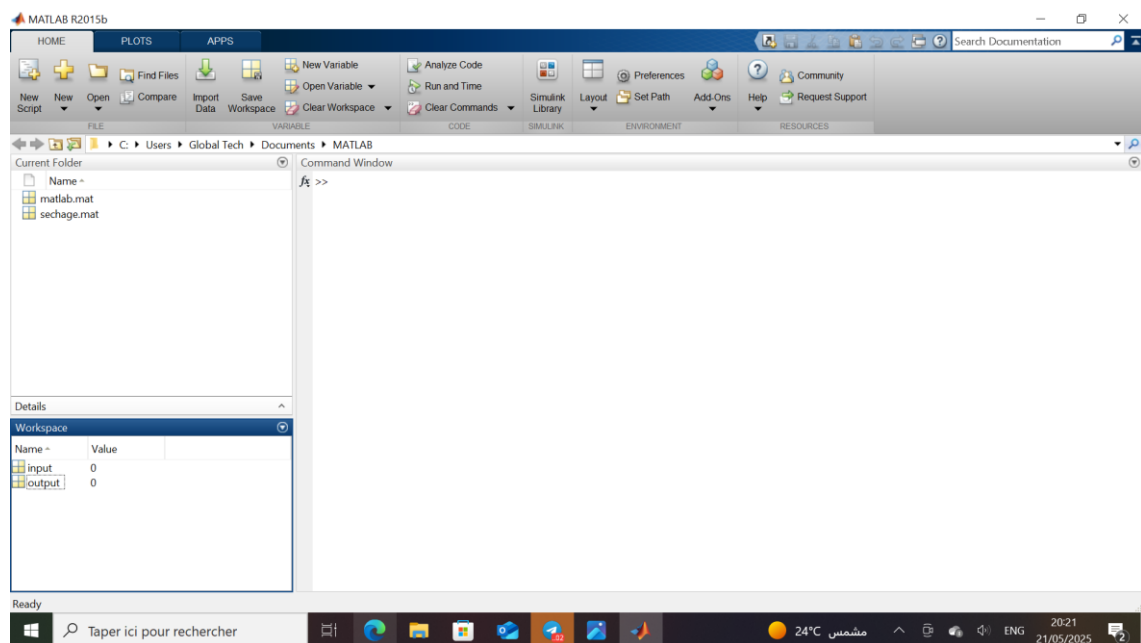


Figure 5.10: Importe les données de fichier Excel à Matlab.

- Dans le fichier Excel en sélectionner la matrix d'entrés à le model RNA (figure 5.10).

Variables - input

input

3x179 double

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
1	20	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	10	15	20	25	
2	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	50	50	50	50	
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
4																			
5																			
6																			
7																			
8																			
9																			
10																			
11																			
12																			

Command Window

Figure 5.11: Importe la matrix d'entrée à le modèle RNA(Temps, Température, Vitesse).

- De la même manière dans autre fichier Excel en sélectionner la matrix de sortie à le model RNA (figure 5.11).

Variables - output

input output

1x179 double

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	0.6041	0.4103	0.3026	0.2136	0.1508	0.1031	0.0741	0.0635	0.0557	0.0523	0.0516	0.0503	0.0491	0.0491	0.9205	0.8301	0.6760	0
2																		
3																		
4																		
5																		
6																		
7																		
8																		
9																		
10																		
11																		
12																		

Figure 5.12: Importe la matrix de sortie à le modèle RNA(La teneur en eau).

5.6. Les étapes de modélisation RNA par Matlab

- Entrer la commande `nntool` (neural network fitting), une fois l'outil lancé, "**Import**" pour importer les données expérimentales déjà présentes dans l'espace de travail (les données d'entrée sélectionnées "**input**" (matrice de taille 3×179) et les données de sortie "**output**" (matrice de taille 1×179) après validation "**Next**" pour passer à l'étape suivante.
- Dans la fenêtre de configuration qui apparaît on définit les paramètres suivants dans (figure 5.12).

Les paramètres suivants ont été sélectionnés afin d'adapter le modèle RNA aux caractéristiques des données expérimentales issues du séchage.

- **Type de réseau** : **Feedforward backpropagation**, connu pour sa simplicité et son efficacité dans la modélisation des relations non linéaires.
- **Algorithme d'apprentissage** : **Levenberg-Marquardt (trainlm)**, choisi pour sa rapidité de convergence avec des jeux de données de taille modérée.
- **Fonction d'apprentissage** : **LEARNGDM**, permettant une convergence stable grâce à l'utilisation du gradient avec momentum.
- **Fonction de performance** : **MSE** (Mean Squared Error), permettant une évaluation fiable de l'écart entre les prédictions et les données réelles.
- **Architecture** : 3 couches (entrée, cachée, sortie), avec 15 neurones dans la première couche cachée et 10 dans la deuxième.
- **Fonction d'activation** : **TANSIG** dans les couches cachées pour capter les non-linéarités, **PURELIN** en sortie pour permettre une régression continue.

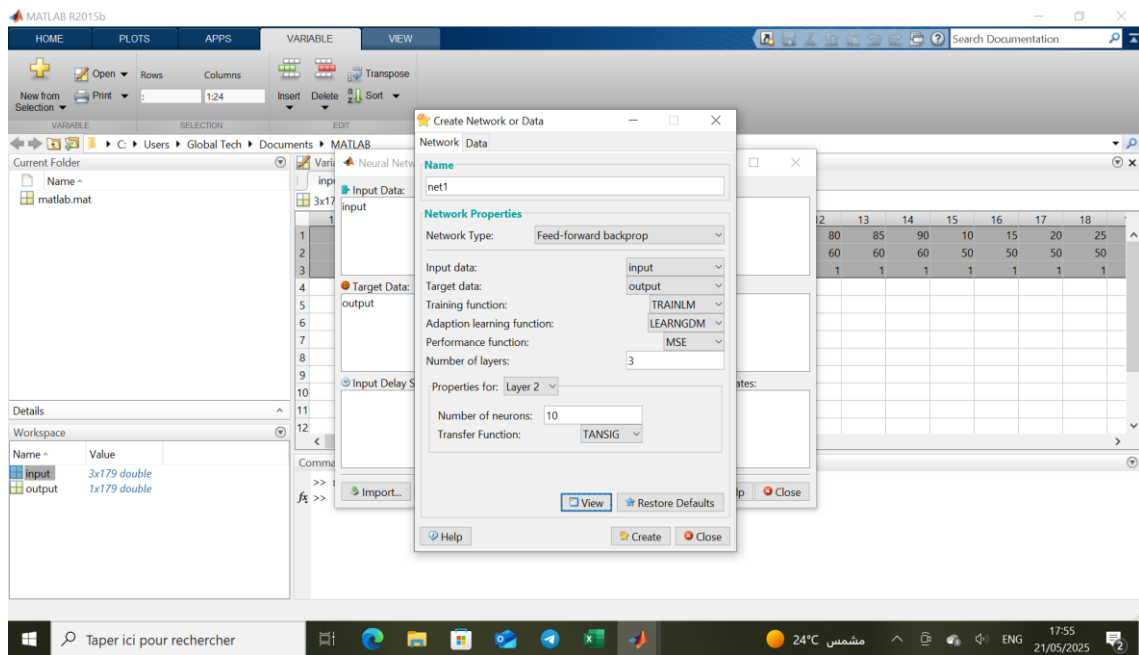


Figure 5.13: Création et configuration d'un réseau de neurones artificiels dans MATLAB à l'aide de l'outil Neural Network Fitting.

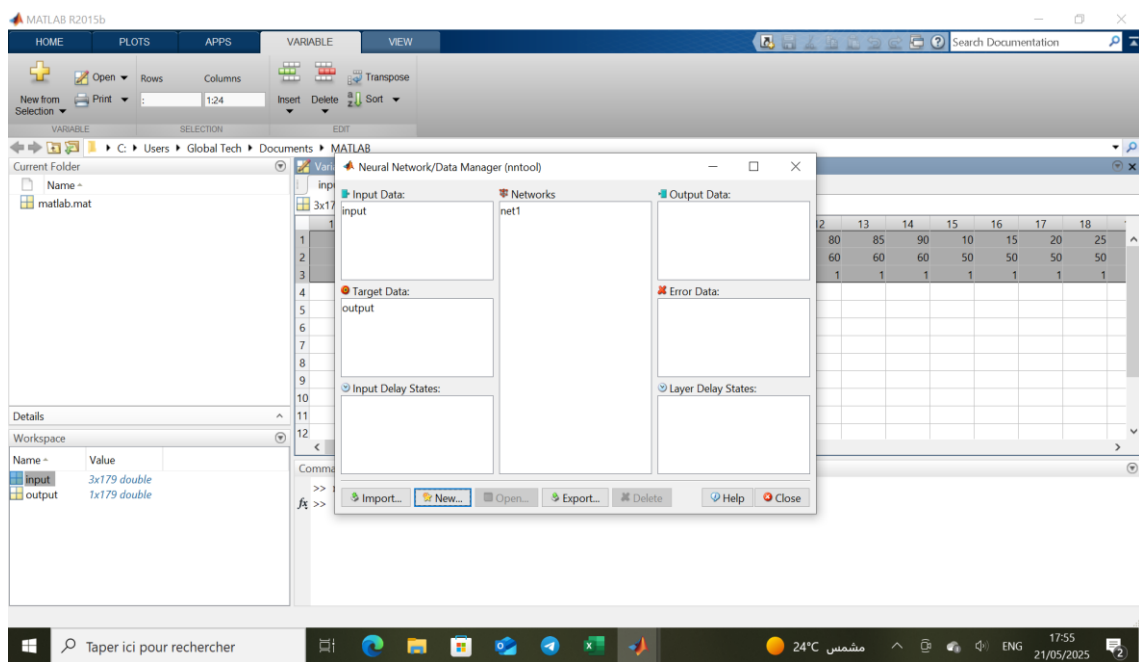


Figure 5.14: Gestionnaire de données de réseau neural (nntool).

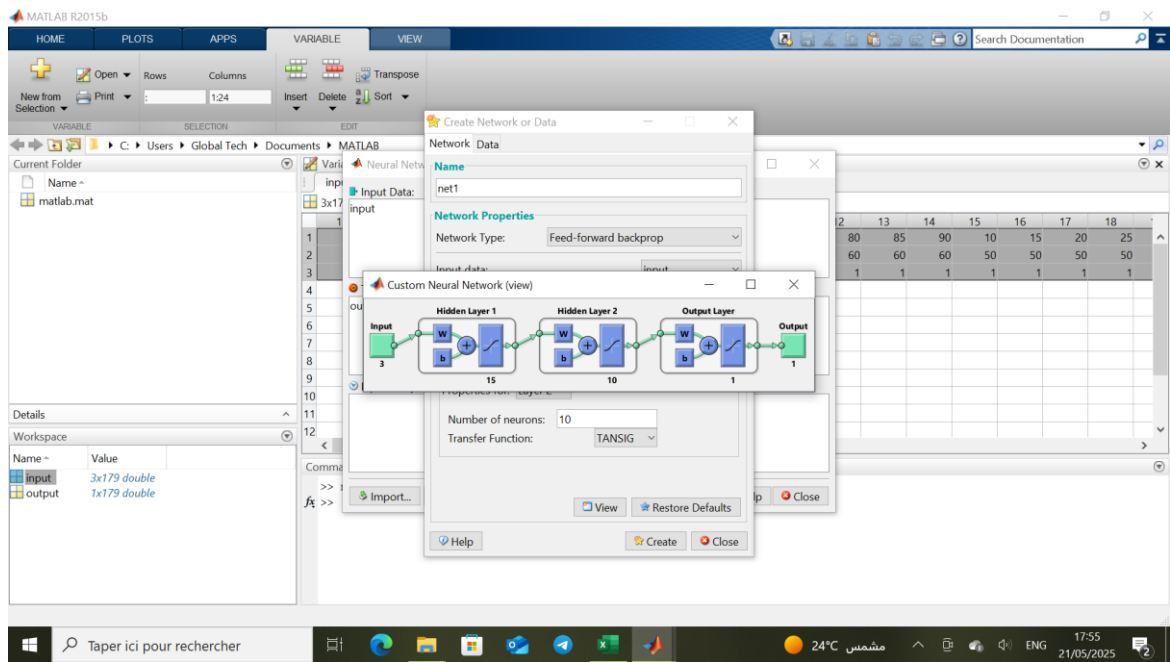


Figure 5.15: Schéma représentatif de l'architecteur de RNA.

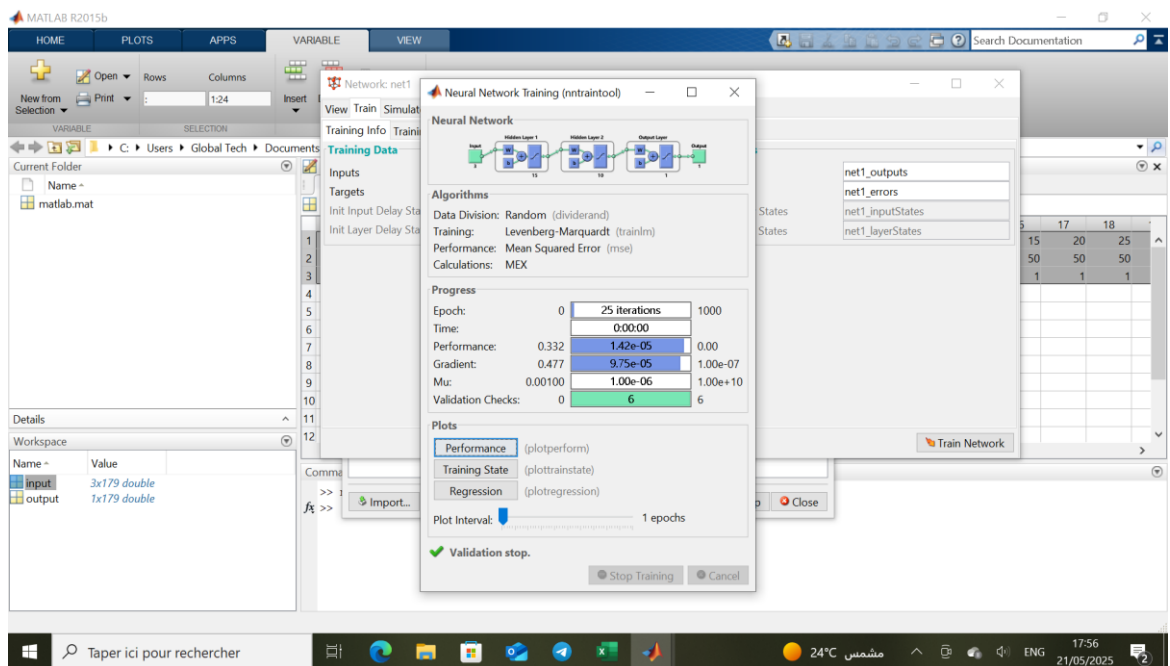


Figure 5.16: Fenetre de entrannement de RNA.

5.7. Résultat et discussion

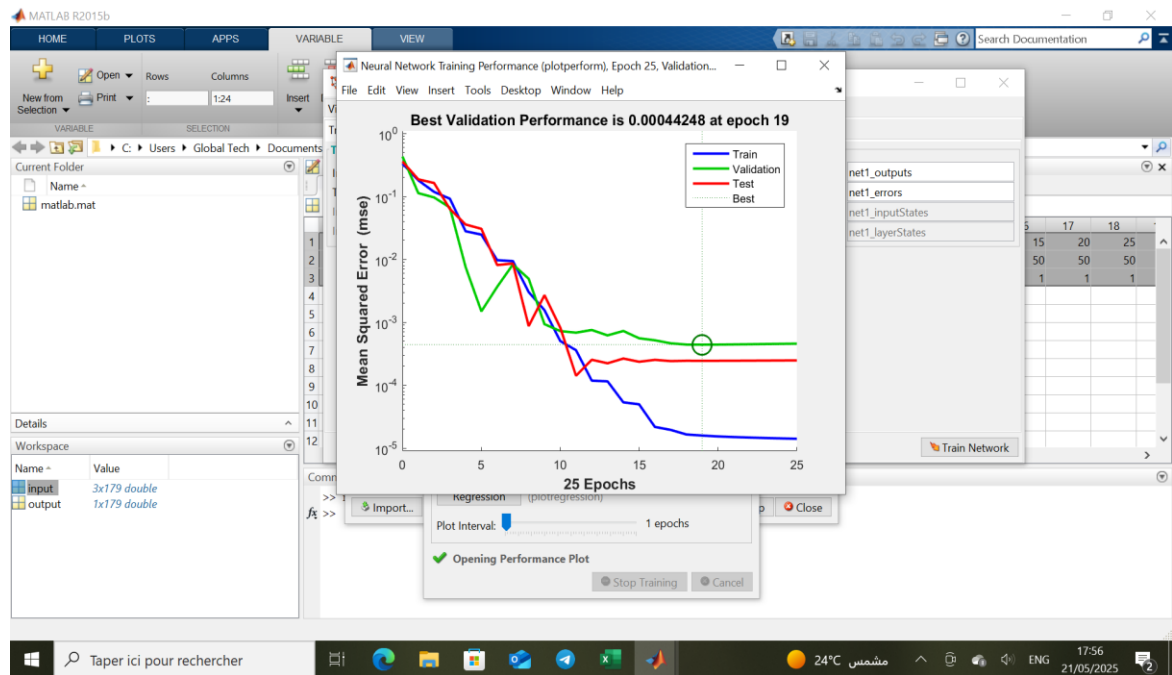


Figure 5.17: Courbe de performance de l'apprentissage du réseau de neurones basée sur l'erreur quadratique moyenne (MSE).

La courbe illustre l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) à travers les epochs durant l'entraînement du modèle. On observe que la performance optimale a été atteinte à l'époque 19 avec une erreur quadratique moyenne (MSE) de 0.00044248, indiquant une haute efficacité d'apprentissage durant les phases précoces de l'entraînement. Après ce point, l'erreur semble se stabiliser ou osciller dans une plage étroite, suggérant que l'apprentissage est achevé sans signes évidents de surapprentissage (overfitting).

Il est à noter que la taille des données de test (3x179 et 1x179) a contribué à la précision de l'évaluation, tandis que la diminution continue de l'erreur jusqu'à l'époque 25 (dernière époque enregistrée) montre une amélioration persistante, bien que minime.

- Regression pour trouve sa (figure 5.17).

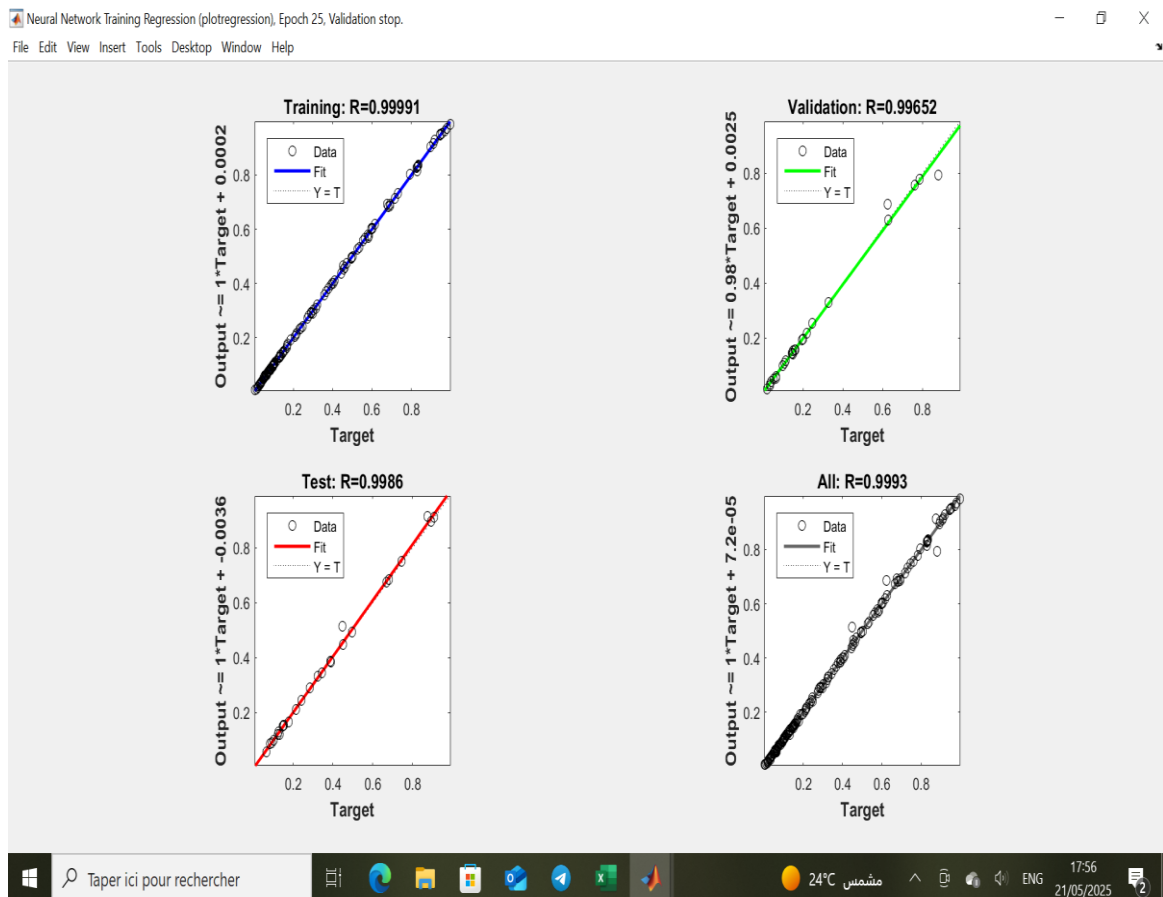


Figure 5.18: Courbe de régression linéaire entre les données prédites (output) par le RNA optimisé avec les données expérimentales (Target) pour (a) l'apprentissage, (b) la validation, (c) le test et (d) toutes les données.

Les courbes de régression obtenues à l'issue de l'entraînement du réseau de neurones illustrent la qualité de la prédiction du modèle pour les différentes phases : apprentissage, validation, test et ensemble global. Les coefficients de corrélation (R) obtenus sont de (0.99991, 0.99652, 0.9986, 0.9993) respectivement. Ces valeurs très proches de 1 indiquent une forte corrélation linéaire entre les sorties prédites par le réseau et les valeurs réelles issues des données expérimentales.

Une telle corrélation élevée signifie que le modèle est capable de capturer de manière précise la relation entre les variables d'entrée (temps, température et vitesse de l'air) et la variable de sortie (le taux d'humidité). Cela témoigne de la performance du réseau PMC utilisé, avec une architecture [3-15-10-1], dans la modélisation de la cinétique de séchage. En d'autres termes, plus la valeur de R est proche de 1, plus le modèle prédit correctement, ce qui reflète une bonne capacité de généralisation et une erreur de prédiction faible.

- Et à la fin on trouve output prédites (MR) (figure 5.18), et sa pour après on tracer les courbes et on fait comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par RNA.

Variables - net1_outputs

net1_outputs

1x179 double

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	0.6048	0.4098	0.3032	0.2099	0.1425	0.1002	0.0756	0.0620	0.0551	0.0520	0.0510	0.0506	0.0499	0.0489	0.9278	0.8152	0.6917	0.5766	0.4615
2																			
3																			
4																			
5																			
6																			
7																			
8																			
9																			
10																			
11																			
12																			

Command Window

Figure 5.19: Les valeurs de la teneur en eau (output) prédite.

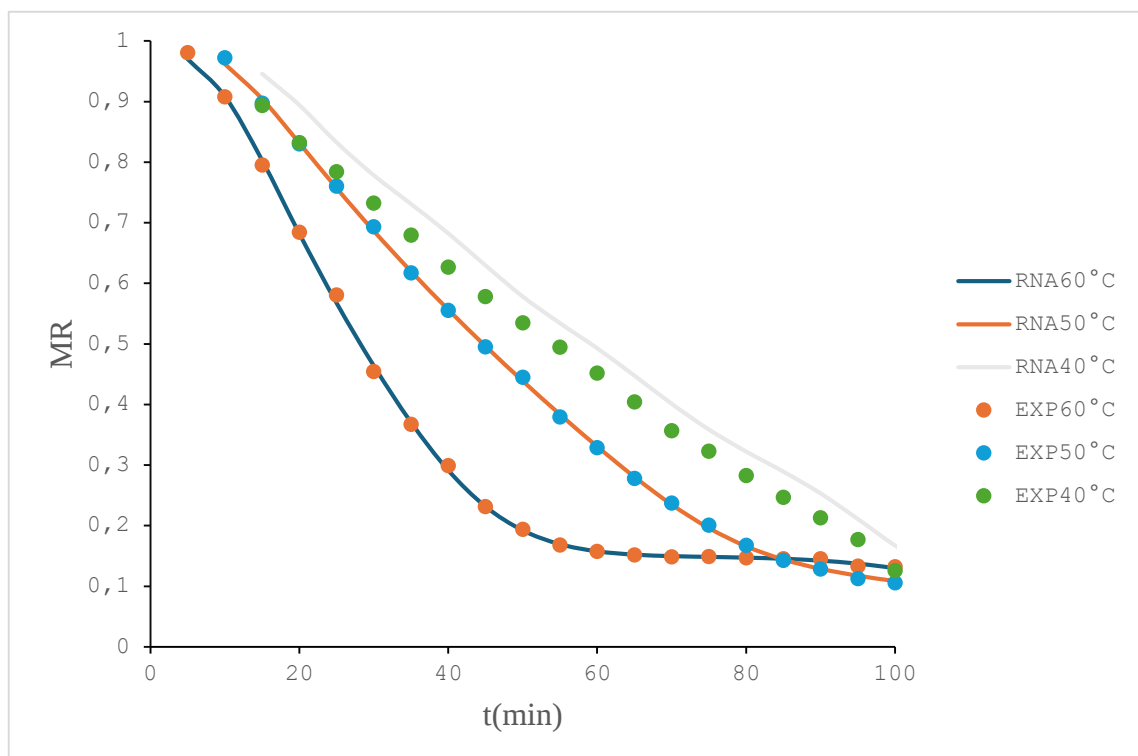


Figure 5.20: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=0.5m/s.

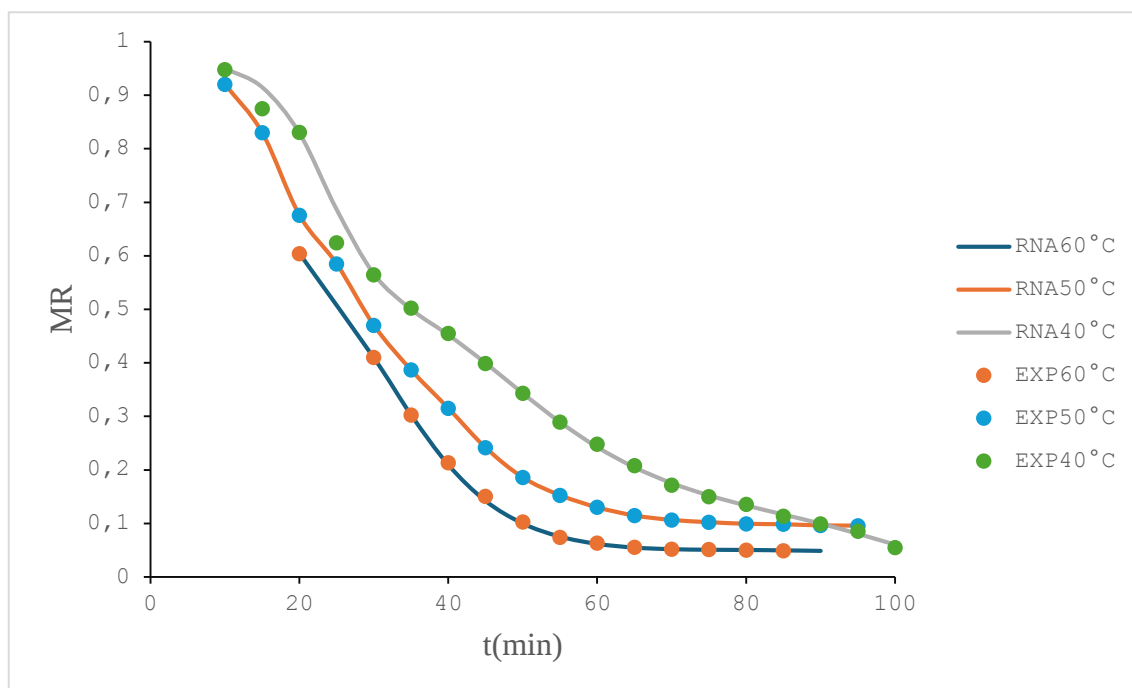


Figure 5.21: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=1m/s.

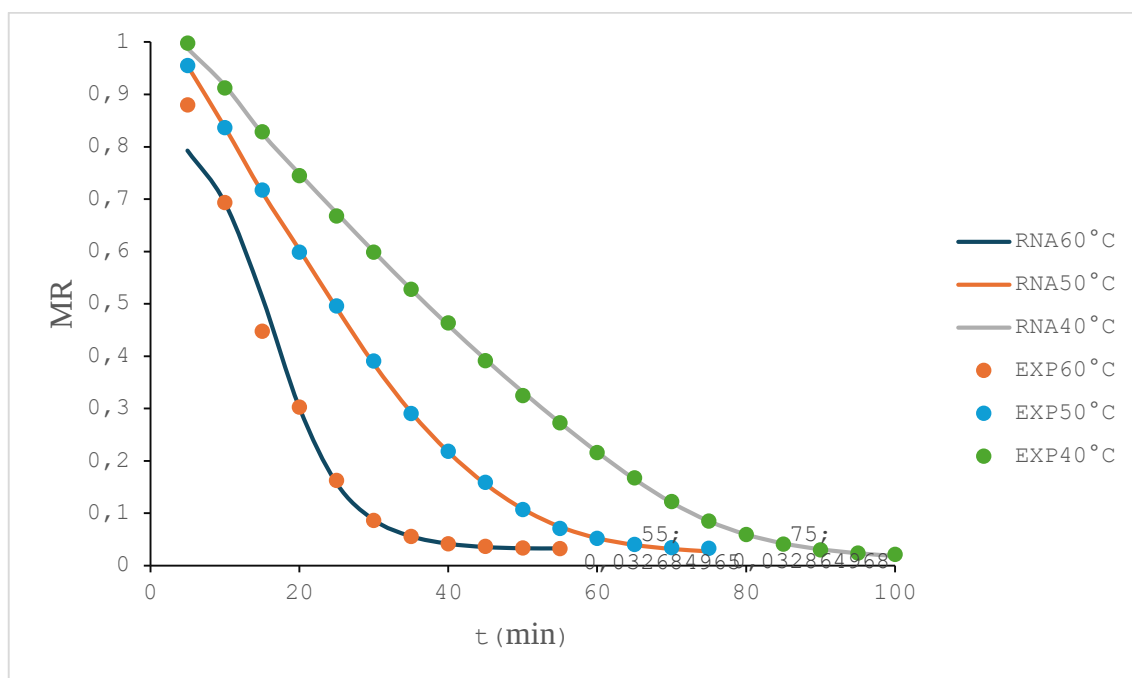


Figure 5.22: Comparaison entre les résultats de teneur en eau (X) expérimentales et simulé par le RNA à vitesse=2m/s.

La comparaison entre les résultats expérimentaux et ceux simulés par le réseau de neurones artificiels montre une très forte adéquation, aussi bien d'un point de vue visuel que numérique. Les courbes représentant l'évolution de la teneur en eau au cours du temps de séchage présentent une forme exponentielle décroissante similaire dans les deux cas, ce qui traduit une superposition quasi parfaite entre les données mesurées et celles prédites.

Cette correspondance visuelle est appuyée par des valeurs élevées du coefficient de corrélation (R) pour les différentes phases du processus (apprentissage, validation, test et ensemble global), ainsi que par une erreur quadratique moyenne (MSE) très faible. Ces deux indicateurs confirment que le modèle RNA a su reproduire avec grande précision la dynamique réelle du séchage, en capturant les relations complexes entre les paramètres d'entrée (temps, température, vitesse de l'air) et la teneur en eau.

Ainsi, on peut conclure que les résultats simulés sont en parfaite concordance avec les données expérimentales, ce qui valide la performance et la fiabilité du modèle proposé dans la modélisation de la cinétique de séchage de la sauge.

5.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les résultats expérimentaux du séchage des feuilles de *Salvia officinalis*, en mettant en évidence l'effet des conditions opératoires notamment la température et la vitesse de l'air sur la cinétique de séchage et la qualité du produit.

Il a été constaté qu'une température élevée (60°C) combinée à une vitesse d'air élevée (2 m/s) permet d'accélérer considérablement le séchage, réduisant ainsi le temps de traitement. Toutefois, ces conditions intensives entraînent une dégradation significative des pigments photosynthétiques (chlorophylles et caroténoïdes), affectant la couleur et la qualité de la plante. Cela souligne l'importance de trouver un équilibre entre efficacité du séchage et préservation des propriétés organoleptiques.

Par ailleurs, la modélisation du processus à l'aide des réseaux de neurones artificiels (RNA) a permis de prédire avec précision l'évolution de la teneur en eau, avec un coefficient de corrélation proche de 0,999. Cette performance valide la fiabilité de cette approche dans la représentation des systèmes non linéaires complexes liés au séchage.

En conclusion, l'application des RNA dans ce contexte offre un outil puissant pour optimiser les procédés de séchage des plantes médicinales, en tenant compte à la fois des contraintes techniques et de la qualité du produit final.

À travers cette étude, il a été démontré que l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) constitue une alternative efficace au travail expérimental classique. En s'appuyant sur des données expérimentales limitées, le modèle développé permet de prédire et de simuler le comportement du produit en fonction de différentes conditions de séchage, sans recours systématique aux essais physiques. Cette approche numérique s'avère ainsi précieuse pour réduire les coûts, gagner du temps et faciliter la prise de décisions techniques dans le domaine du séchage agroalimentaire.

Mieux encore, ce type de modèle ouvre la voie à la détermination rapide et fiable des conditions optimales de séchage pour d'autres plantes, même sans passer par des expérimentations longues et coûteuses. Une avancée prometteuse vers une maîtrise plus intelligente et durable des procédés agroalimentaires.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce travail s'est inscrit dans une démarche scientifique visant à mieux comprendre l'effet du séchage thermique sur la qualité des feuilles de *Salvia officinalis*, notamment en ce qui concerne la variation de la coloration et l'évolution de la teneur en eau, tout en évaluant l'efficacité des réseaux de neurones artificiels dans la modélisation de la cinétique de séchage. À travers les résultats obtenus, il a été constaté que les conditions opératoires, en particulier la température et la vitesse de l'air, influencent fortement la qualité finale de la plante, notamment la stabilité des pigments responsables de la couleur. Le séchage à température modérée permet une meilleure préservation des caractéristiques visuelles, bien qu'il prolonge la durée du procédé, ce qui met en évidence la nécessité de trouver un compromis entre qualité et performance. L'analyse expérimentale a permis d'identifier les conditions optimales de séchage, à savoir une température de 40°C et une vitesse d'air de 1 m/s, offrant le meilleur équilibre entre préservation de la couleur naturelle des feuilles et durée raisonnable de traitement. Par ailleurs, les réseaux de neurones artificiels se sont révélés être un outil performant, offrant une grande précision prédictive et une excellente capacité d'adaptation aux données expérimentales, ce qui permet de simplifier la modélisation des phénomènes complexes sans recourir à des équations théoriques lourdes. Ce travail nous a permis de comprendre que l'optimisation du séchage ne dépend pas uniquement de la rapidité du processus, mais exige une approche équilibrée tenant compte des effets sur les propriétés physico-chimiques du produit, et que l'intelligence artificielle représente une voie prometteuse pour le pilotage intelligent des procédés industriels. Les perspectives futures incluent l'extension de cette approche à d'autres plantes médicinales, l'exploration de techniques de séchage alternatives comme le séchage infrarouge ou par micro-ondes, et l'intégration d'une évaluation énergétique et économique afin de proposer des solutions plus durables et adaptées aux exigences de l'industrie agroalimentaire et pharmaceutique.

Références bibliographiques

- [1] J. Müller and A. Heindl, "Drying of medicinal plants," in *Medicinal and Aromatic Plants*, R. J. Bogers, L. E. Craker, and D. Lange, Eds. Springer, pp. 237-252, 2006.
- [2] M. Jebri, H. Desmorieux, A. Maaloul, E. Saadaoui, and M. Romdhane, "Drying of *Salvia officinalis* L. by hot air and microwaves: dynamic desorption isotherms, drying kinetics and biochemical quality," *Heat Mass Transfer*, vol. 55, no. 6, pp. 1143–1153, 2019.
- [3] M. Jebri, J. Tarrazó, J. Bon, H. Desmorieux, and M. Romdhane, "Intensification of the convective drying process of *Salvia officinalis*: Modeling and optimization," *Food Science and Technology International*, pp. 1–12, 2018.
- [4] A. Sadadou, "Contribution à la modélisation du séchage solaire," *Thèse de Doctorat, Université Yahia Farès de Médéa*, 2021.
- [5] A. L. I. Nogbou, D. C. Akmel, K. Brou, and N. E. Assidjo, "Modélisation de la cinétique de séchage des fèves de cacao par des modèles semi-empiriques et par un réseau de neurones artificiels récurrent: Cas du séchage microonde par intermittence," *European Scientific Journal*, vol. 11, no. 9, pp. 118–133, Mar, 2015.
- [6] D. Karidioula, D. C. Akmel, N. E. Assidjo, and A. Trokourey, "Modélisation du séchage solaire de fèves de cacao par le Réseau de Neurones Artificiel," *Int. J. Biol. Chem. Sci.*, vol. 12, no. 1, pp. 195-202, Feb, 2018.
- [7] A. Boualam et A. Tiachachat, "Impact du procédé de séchage sur la composition chimique des plantes", *Mémoire de Master, Université Saad Dahlab Blida 1*, 2024.
- [8] A. Mahdad, "Contribution à la modélisation fractionnelle du séchage solaire", *Thèse de doctorat, Université Yahia Farès de Médéa*, 2021.
- [9] N. Benaouda, "Modélisation et Expérimentation d'un Système de Séchage Solaire en Régime Transitoire : Prise en Charge de la Déformation du Produit", *Thèse de doctorat, Université Saâd Dahlab de Blida*, 2019.

- [10] D. Djerroud, "Modélisation markovienne du séchage continu par contact avec agitation," Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2010. Available: <https://theses.hal.science/tel-04278482v1>
- [11] Belachi. W, " Application du séchage solaire pour la conservation des produits agro-alimentaires", Mémoire de Magister. Université Kasdi Merbah, Ouargla, 2009.
- [12] N. Nadir, " Approche théorique et expérimentale du séchage solaire des produits agro-alimentaires ", Thèse de Doctorat, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2021.
- [13] B. SAID, "Modélisation mathématique de séchage solaire indirect des dattes Deglet-Nour réhumidifiées", Mémoire de Master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2015.
- [14] S. Keskes, "Etude du séchage des poudres pharmaceutiques", Thèse de Doctorat, Université Yahia Farès de Médéa, Algérie.
- [15] Y. Bekakra et D. Kherfi, "Optimisation des paramètres influençant sur le séchage de la pomme de terre par la méthode de plan d'expérience", Mémoire de Master, Université Kasdi Merbah-Ouargla, 2017.
- [16] B. G. Elongo, "Étude et modélisation des cinétiques de séchages convectif et radiatif au rayonnement électromagnétique de micro-ondes des produits amylacés : cas de Dioscorea cayenensis, de Colocasia esculenta et de Ipomoea batatas", Thèse de Doctorat, Université Marien Ngouabi, Brazzaville, Congo, 2019. Available: <https://theses.hal.science/tel-04241724>
- [17] D. Mihoubi, "Déshydratation d'argiles par compression et séchage : aspects de modélisation et de simulation", Thèse de Doctorat, Université de Pau et des Pays de l'Adour, France, 2004. Disponible : <https://theses.hal.science/tel-00007972>
- [18] T. H. Nguyen, " Étude expérimentale et modélisation du procédé de séchage des végétaux", Thèse de Doctorat, Université de Bretagne Sud, 2015. [Online]. Available: <https://theses.hal.science/tel-01297965v1>
- [19] K. Benaïssa and R. Brahmia, " Étude et Modélisation de la cinétique du séchage d'une plante par réseaux de neurones artificiels (RNA) ", Mémoire de Master, Univ. Salah Boubnider Constantine 3, Constantine, 2020.

[20]S. Meziane, "Modélisation de la cinétique du séchage convectif du grignon d'olive," **Revue des Energies Renouvelables**, vol. 16, no. 2, pp. 379–387, 2013 (reçu le 25 Mai 2012, accepté le 30 Juin 2013). DOI:

[10.54966/jreen.v16i2.387](https://doi.org/10.54966/jreen.v16i2.387).

[21]A. Guellal, "Contribution à l'étude et à l'implémentation des commandes en temps réel pour MAS,"Thèse de Doctorat, Département d'Électronique, École Nationale Polytechnique (ENP), Alger, 2015.

[22]Schmidhuber, J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85–117.(2015). <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>

[23]Haykin.S, *Neural Networks and Learning Machines* (3rd ed.). Pearson Education.2009

[24]Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015. doi: 10.1038/nature14539.

[25]D. Bême, *La transmission neuronale : définition, fonctionnement*, 23 mai 2019. [En ligne]. Disponible sur :

<https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/medecine-transmission-neuronale-13089/>

[26]I. Aissougui et T. N. Dahemechi, "Modélisation des micromachines/capteurs en utilisant les réseaux de neurones artificiels," *Mémoire de Master, Université 8 Mai 1945 - Guelma*,2023.

[27]Jimmy-neutron, "Neurone biologique," *Wikimedia Commons*, Dec. 8, 2012. [Online]. Available: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neurone_biologique.JPG.

[28]M. Ramdane and M. Djarer, "Contrôle intelligent par réseaux de neurone pour la détection d'anomalie en radiothérapie," *Mémoire de Master,Université Saad Dahlab de Blida*,2019.

[29]C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, New York: Springer, 2006.

[30]M. L. Messioud, "Classification des signaux ECG en utilisant les réseaux de neurones," Mémoire de master , Université 8 Mai 1945, Guelma,2019.

[31]S. Yessaadi, "Un modèle basé Template Matching/Réseau de Neurones pour la Reconnaissance des visages ," Mémoire de Magistère, Université Badji Mokhtar-Annaba, 2006.

[32]M. T. Redjati and K. Rachid, "Diagnostic des défauts de roulement basé sur les réseaux de neurones BiLSTM," Mémoire de master,,Université. Badji Mokhtar - Annaba, 2023.

[33]GISNT, Réseaux de neurones artificiels : architectures et applications. [En ligne]. Disponible sur : <https://gisnt.org/pdf/R%C3%A9seau%20neuronaux%20artificiels.pdf>. [Consulté le : 9 mai 2025].

[34]M. ABIDI, " Réalisation et implantation d'un réseau de neurones sur une architecture matérielle distribuée à base de réseau sur puce ," Mémoire de PFE d'ingénieur, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse, 2014.

[35]Y. Hammouche, " Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la Charge Electrique Nationale, ," Mémoire de Magistère, Université Badji Mokhtar - Annaba, 2009.

[36]A. Guessba, " An Advanced Neural Network-Based MPPT Controller for Photovoltaic Systems," Mémoire de master, Université Echahid Hamma Lakhdar El-Oued, 2023.

[37]V. Andronova, " Utilisation de données météo et des réseaux de neurones pour la prédiction de vitesses de vent," Projet de fin d'étude Master 2ème année, Univ. Tech. de Sofia – Univ. de Corse Pasquale Paoli, 2006.

[38]M.Nemissi, "Classification et reconnaissance des formes par algorithmes hybrides ," Thèse de doctorat, Université de Guelma, 2009.

[39]P. Wira, "Réseaux de neurones artificiels : architectures et applications," Mémoire de Master, Université de Haute-Alsace, 2009. [En ligne]. Disponible sur : <https://gisnt.org/pdf/R%C3%A9seau%20neuronaux%20artificiels.pdf>.

[40]A. Benaissa et S. Boukli Hacène, "Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande d'un système photovoltaïque ," Mémoire de Master, Université de Naâma, 2024. [En ligne]. Disponible sur :

<https://biblio.cuniv-naama.dz/wp-content/uploads/2024/03/Utilisation-des-reseaux-neurones-artificiel-pour.pdf>

[41]I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.

[42] M. Bazizi, "Extraction d'huile essentielle de l'espèce végétale *Salvia Officinalis* L. par hydrodistillation : Caractérisation physicochimique et modélisation paramétrique," Mémoire de Master, Université Badji Mokhtar–Annaba, 2017.

[43] D. A. Boufeker et D. Koutien , "Etude phytochimique et biologique d'une plante médicinale *Salvia officinalis* L," Mémoire de Master, Université Frères Mentouri Constantine I, Constantine, 2022.

[44]A. Benhalla et N. Boudina, "Extraction de l'huile essentielle de *Salvia officinalis* L. par hydrodistillation," Projet de fin d'études d'Ingénieur d'État en Génie Chimique,École Nationale Supérieure Polytechnique, Algérie, 2009.

[45]N. Benabied, A. Souaadi, and M. Kadjoudj, "Contribution à l'étude des métabolites secondaires et leurs activités biologiques de Salvia officinalis L," Mémoire de master,Centre Universitaire Abdelhafid Boussouf - Mila, 2022.

[46]M. Achir et K. Smarine, "Identification et caractéristique de la sauge officinale au niveau de la wilaya de Tlemcen," Mémoire de Master, Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen, 2020.

[47]D. Patel, Aanchal, and M. A. Tahseen, "Phytochemical and pharmacological aspects of Salvia officinalis," International Journal of Novel Research and Development (IJNRD), vol. 9, no. 4, pp. 442–451, Apr. 2024.

[48]BOUZAOUI Nassima, HARIDI Zeyneb,"Détermination de l'effet antibactérien de l'huile essentielle de Salvia officinalis L," Mémoire de Master, Université 08 Mai 1945 Guelma, 2013.

[49]S. Dahmani and F. Dahmani, "Evaluation de l'activité biologique des différents extraits, et des huiles essentielles de la plante: Salvia officinalis L,"Memoire de master, Univ. Mohamed Boudiaf, M'Sila, 2018.

[50]R. Benchachoua and A. Simoud, "Etude théorique sur l'activité antibactérienne et antioxydant des extraits (Huile essentielle et hydrolat) de Salvia officinalis," Mémoire de Master, Université des Frères Mentouri Constantine 1, 2021.

[51]P. Iserin, Encyclopédie des plantes médicinales, Londres : Hypogly Edith Ybert, Tatiana Delasalle-Feat, 2001, p. 335.

[52]The MathWorks, Inc., MATLAB R2015b User's Guide, Natick, MA, USA: The MathWorks, Inc., 2015.